

PENGARUH TEKNIK *CLUSTERING* HARGA SAHAM DALAM MANAJEMEN PORTOFOLIO

EFFECTS OF CLUSTERING STOCK PRICE TECHNIQUES IN PORTFOLIO MANAGEMENT

Mailia Putri Utami¹, Dr. Deni Saepudin S.Si., M.Si.², Aniq Atiqi Rohmawati S.Si., M.Si.³

¹²³Program Studi S1 Ilmu Komputasi, Fakultas Informatika, Universitas Telkom

¹mailiap@student.telkomuniversity.ac.id, ²denisaepudin@telkomuniversity.ac.id,

³aniqatiqi@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Manajemen portofolio merupakan proses yang dilakukan investor untuk mengukur pengurangan risiko dengan diversifikasi investasi dalam bentuk portofolio. Investor yang hendak menanamkan saham dalam bentuk format portofolio perlu mencari mana saja saham yang dapat memberikan risiko paling minimal dengan tingkat *return* tertentu. Model formal untuk menciptakan portofolio yang memberikan risiko minimal dengan *return* tertentu, dikembangkan oleh Harry Markowitz (1952), namun pada model Markowitz sering kali tidak terdiversifikasi secara baik, agar pemilihan saham terdiversifikasi dengan baik, maka ditambahkan teknik *clustering*. Saham yang terpilih merupakan hasil dari proses penerapan teknik *clustering*. Disini menerapkan metode *K-means clustering* dan *Fuzzy C-means clustering*. Untuk setiap saham dikelompokkan berdasarkan kriteria yang sama. Dari setiap cluster (kelompok), dipilih satu yang terbaik menurut kriteria berdasarkan *return* mingguan yang paling maksimum. Lalu dilakukan perhitungan untuk menentukan tingkat *return* dan tingkat risiko dari setiap clusternya, dengan bantuan model mean variance portofolio. Proses ini disimulasikan, agar mudah dalam mendapatkan portofolio dengan risiko terendah pada *return* yang ditentukan dan untuk mengetahui kinerja dari setiap portofolio yang terbentuk, agar dapat membantu investor untuk memilih saham investasi yang menguntungkan.

Kata Kunci: Manajemen Portofolio, *Clustering*, Model Markowitz, *K-means*, *Fuzzy C-means*, *Mean Variance*

Abstract

Portfolio management is a process carried out by investors to measure risk reduction by diversifying investments in the form of portfolio. Investors who want to invest in the form of a portfolio format need to find out which stocks can provide the least risk with a certain level of return. The formal model for creating portfolios that provide minimal risk with certain returns, was developed by Harry Markowitz (1952), but in the Markowitz model it is often not well diversified, so that stock selection is well diversified, clustering techniques are added. The selected shares are the result of the process of applying clustering techniques. Here apply the *K-means clustering* and *Fuzzy C-means clustering* method. For each share grouped according to the same criteria. From each cluster (group), the best one was chosen according to the criteria based on the maximum weekly return. Then do a calculation to determine the level of return and the level of risk of each cluster, with the help of the mean variance portfolio model. This process is simulated, so that it is easy to get the portfolio with the lowest risk on the specified return and to know the performance of each portfolio that is penetrated, so it can help investors to choose profitable investment stocks.

Keywords: Portfolio Management, *Clustering*. Markowitz Model, *K-means*, *Fuzzy C-means*, *Mean Variance*

1. Pendahuluan

Investasi dalam pasar modal disamping memerlukan pengetahuan yang cukup, juga memerlukan pengalaman dalam menganalisa mana saham yang dapat menguntungkan investor untuk meminimalisir risiko dan mendapatkan *return* yang diharapkan. Minimnya informasi dan pengalaman tentang investasi yang dapat menguntungkan khususnya bagi investor pemula menjadi salah satu mengapa analisa ini dilakukan. Oleh dari itu, perlu dilakukannya pengamatan dan analisa terhadap pergerakan saham pasar yang ada di Indonesia diberbagai sektor perekonomian. Banyak investor saat ini yang berinvestasi dalam bentuk format portofolio. Investor yang akan menanamkan dananya untuk berinvestasi dalam format portofolio, perlu melakukan analisis terhadap peluang *return* dan risiko yang akan dihadapi. Model formal dalam menciptakan portofolio yang memberikan risiko minimal dengan *return* tertentu, dikembangkan oleh Harry Markowitz (1952). Dalam modelnya, *return* aset adalah *return* rata-rata, risiko aset adalah standar deviasi dari *return* aset. Selain itu, perhitungan risiko memungkinkan investor untuk mengukur risiko yang dihasilkan dari diversifikasi investasi. Jadi diversifikasi investasi sangat penting untuk menciptakan portofolio yang memiliki risiko minimum dengan *return* tertentu

Latar Belakang

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh kekurangan dari model Markowitz, yang sering kali tidak terdiversifikasi secara baik dalam membentuk manajemen portofolio, agar pemilihan saham terdiversifikasi dengan baik, maka ditambahkan teknik *clustering*. Penelitian sebelumnya dengan permasalahan yang sama telah, dilakukan oleh Östermark, R (1996) yang berjudul "A fuzzy control model (FCM) for dynamic portfolio", metode yang digunakan oleh Östermark adalah metode *Fuzzy C-means* dalam membentuk portofolio yang dinamis dengan

satu aset tanpa risiko, dengan hasil menyatakan bahwan model FCM dapat menyelesaikan prediksi tingkat gesekan ekonomi yang tidak jelas [3]. Penelitian sebelumnya juga dilakakukan oleh S.R Nanda, B. Mahanty, M.K Tiwari yang berjudul “*Clustering Indian Stock Market Data For Managemnt Portfolio*”, metode yang dalam penelitiannya yaitu metode K-means, Fuzzy C-means, dan Self prganizing Maps [7]. Penelitian yang dilakukan oleh S.R. Nanda, B. Mahanty, M.K. Tiwari menjadi jurnal acuan dalam melakukan penelitian ini. Penelitian ini menerapkan teknik *clustering* dengan 2 metode yaitu *K-means* dan *Fuzzy C-means*, dengan menggunakan 10 cluster untuk setiap metodenya. Data inputan dalam penelitian ini menggunakan data *return* dengan rentang waktu yaitu *return* perhari, *return* perminggu, *return* perbulan, *return* pertiga bulan dan *return* perenam bualan dari 44 perusahaan. Data *history* dalam rentang waktu 10 tahun (2005-2015 dan 2008-2018), untuk mengguuji hasilnya menggunakan data uji dalam rentang waktu 3 tahun (2005-2007 dan 2016-2018). Data *history* yang telah dikelompokkan selanjutnya dipilih satu saham setiap clusternya berdasarkan data *return* mingguan dengan nilai yang paling besar. Lalu dilakukannya perhitungan untuk menentukan tingkat *return* dan tingkat risiko yang terbentuk dengan menggunakan model *mean variance* portofolio, dimana hasil dari perhitungan dapat terlihat mana cluster yang terbentuk dengan tingkat risiko yang paling minimum dan dapat dibandingkan kinerja portofolionya dengan IHSG (Indeks Harga Saham Gabungan). Lalu hasil perhitungan dari data *history* dibandingkan dengan data uji dengan menerapkan proporsi atau pembobotan yang sama pada setiap saham yang terbangun. Dilihat dari hasil perbandingan hasil dari data *history* dan data uji, apakah hasil tersebut sama dengan hasil teoritik yang menyebutkan jika data tersebut konsisten antara data *history* dan data uji hasilnya pasti tidak jauh berbeda dan pasti berbanding lurus, jika tidak maka data uji yang digunakan tidak konsisten.

Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dibahas diatas, permasalahan yang dapat dirumuskan yaitu:

1. Bagaimana cara mengimplementasi model Markowitz, dalam mencari portofolio saham yang memberikan risiko minimal dengan *return* tertentu, yang melibatkan teknik *clustering*?
2. Bagaimana pengaruh dari penambahan teknik *clustering* terhadap kinerja portofolio yang terbentuk?

Tujuan

Tujuan penelitian merujuk pada latar belakang dan rumusan masalah yang telah disebutkan diatas yaitu:

1. Untuk mengimplementasikan model Markowitz, dalam mencari portofolio saham yang memberikan risiko minimal dengan *return* tertentu, yang melibatkan teknik *clustering*.
2. Untuk melihat pengaruh dari penambahan teknik *clustering* terhadap kinerja portofolio yang terbentuk.

Organisasi Penulisan

Penelitian ini dibuat dengan sistematika atau organisasi penulisan sebagai berikut:

1. Pendahuluan
Pada bagian pendahuluan berisikan uraian terkait latar belakang permasalahan, perumusan masalah, tujuan penelitian dan organisasi penulisan.
2. Dasar Teori
Pada bagian dasar teori berisikan uraian terkait teori-teori yang relevan yang berkaitan dengan permasalahan yang diteliti dan metedo yang dilakukan untuk membuat penilitian.
3. Metodologi
Pada bab ini berisikan uraian terkait sistem nanalisa dan perancangan pada pembuatan penelitian.
4. Hasil Evaluasi
Pada bab ini berisikan uraian terkait tentang hasil analisa yang telah dilakukan sesuai dengan teori dan metode yang digunakan.
5. Kesimpulan
Pada bab ini berisikan kesimpulan dari penelitian yang dilakukan sesuai dengan perumusan permasalahan dan tujuan dari penelitian.

2. Dasar Teori

2.1 Definisi Portofolio dan Manajemen Portofolio

Portofolio menurut Markowitz [3], portofolio adalah sebuah bidang ilmu yang secara khusus mengkaji tentang upaya yang dilakukan oleh investor untuk menurunkan risiko dalam berinvestasi seminimal mungkin, termasuk dalam menganekaragaman risiko tersebut. Portofolio menurut Husnan [1] adalah sekumpulan investasi atau aset yang menyangkut identitas saham-saham mana yang akan dipilih dan menentukan proporsi dana yang akan ditanamkan pada masing-masing saham. Sedangkan manajemen portofolio adalah proses yang dilakukan investor untuk mengukur pengurangan risiko dengan diversifikasi investasi dalam bentuk portofolio.

2.2 Return Saham dan Return Portofolio

Return merupakan hasil yang diperoleh dari investasi, *return* dapat dibedakan menjadi dua, yaitu berupa *return* realisasi yang sudah terjadi dan *return* ekspektasi yang belum terjadi tetapi diharapkan akan terjadi dimasa yang akan datang [2]. Berikut rumus menghitung *return* pada periode tertentu untuk saham:

$$R_{ij} = \frac{(P_{ij} - P_{i,j-1})}{P_{i,j-1}} \quad (1)$$

Keterangan:

R_{ij} : Return harga saham ke-i saat j.

P_{ij} : Harga saham ke-i saat j.

Sedangkan perumusan ekspektasi return saham sebagai berikut [2]:

$$E(R_i) \approx \frac{\sum_{j=1}^T R_{ij}}{n} \quad (2)$$

Keterangan:

$E(R_i)$: *Expected return* dari investasi pada saham ke-i.

R_{ij} : *Actual return* dari investasi pada saham ke-i.

n : Banyak periode pengamatan.

Return portofolio merupakan rata-rata tertimbang dari *realized return* masing-masing sekuritas tunggal dalam suatu portofolio. Rumus untuk menghitung *return* portofolio adalah sebagai berikut [3]:

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

Keterangan:

W_i : Bobot portofolio sekuritas ke-i.

n : Banyak periode pengamatan.

R_i : *Return* dari investasi pada saham ke-i.

Sedangkan perumusan ekspektasi return portofolio sebagai berikut [3]:

$$E(R_p) \approx \sum_{i=1}^n W_i E(R_i) \quad (4)$$

Keterangan:

$E(R_p)$: *Expected return* dari portofolio.

W_i : Bobot portofolio sekuritas ke-i.

$E(R_i)$: *Expected return* dari investasi pada saham ke-i.

n : Banyak periode pengamatan.

Dimana $W_1 + W_2 + \dots + W_n = 1$

Rumusan diatas jika bobot dari tiap asset telah ketahui.

2.3 Risiko Saham dan Risiko Portofolio

Risiko (*risk*) merupakan suatu kondisi yang dihadapi oleh seseorang, apabila dimasa yang akan datang mengandung sejumlah kemungkinan tingkat keuntungan yang diperoleh menyimpang dari keuntungan yang diharapkan, sehingga dapat dirumuskan sebagai berikut [3]:

$$\sigma_v^2 \approx \sum_{i=1}^n \frac{(R_{ij} - E(R_i))^2}{n} \quad (5)$$

Keterangan:

σ_v^2 : Variansi dari saham ke-i.

R_{ij} : *Actual return* dari investasi pada saham ke-i saat j.

$E(R_i)$: *Expected return* dari investasi pada saham ke-i.

n : Banyak periode pengamatan.

Risiko portofolio merupakan besarnya penyimpangan antara tingkat *return* yang diharapkan dengan tingkat pengembalian yang dicapai secara nyata. Untuk mengetahui ukuran risiko digunakan ukuran penyebaran berdistribusi. Ukuran penyebaran ini untuk mengetahui seberapa jauh kemungkinan nilai yang diperoleh, dari nilai yang diharapkan. Risiko portofolio dipengaruhi oleh rata-rata atas masing-masing risiko aset dan kovariansi antar aset. maka rumusan sebagai berikut [3]:

$$\sigma_v^2 = \sum_{A=1}^n W_A^2 \alpha_A^2 + \sum_{A=1}^n \sum_{B=1}^m W_A W_B \alpha_{AB} \quad (6)$$

Keterangan:

W_A : Bobot aset A.

W_B : Bobot aset B

α_A : Standar deviasi aset A.

α_B : Standar deviasi aset B.

α_{AB} : *Covariance* aset A terhadap aset B.

Dimana perumusan Standar deviasi sebagai berikut [3]:

$$\alpha_v = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n [R_i - E(R)]^2} \quad (7)$$

Keterangan:

α_v : Standar Deviasi

R_i : *Return* aset ke-i.

$E(R)$: *Expected return* dari suatu aset.

Adapun perhitungan covariance dilakukan dengan rumus persamaan sebagai berikut [3]:

$$Cov(R_A, R_B) = \alpha_{AB} = \sum_{i=1}^n \frac{[(R_{A,i} - E(R_A)) \cdot (R_{B,i} - E(R_B))]}{n - 1} \quad (8)$$

keterangan:

$R_{A,i}$: *Actual return* dari investasi pada saham A ke-i.

$E(R_A)$: *Expected return* dari investasi pada saham A.

n : Banyak periode pengamatan.

$$W_i = \frac{X_i S_i(0)}{V(0)} \quad (9)$$

Keterangan:

i : 1,2,3...n

$S_i(0)$: Harga saham ke- i pada saat periode pertama pengamatan.

$V(0)$: Nilai harga portofolio pada saat periode pertama pengamatan.

X_i : Lembar saham ke- i .

2.4 Model Markowitz

Harry Markowitz (1952) telah mengembangkan model dasar teori portofolio modern, didasarkan pada suatu masalah yang berhubungan dengan tingkah laku investor yang rasional. Markowitz menggunakan fluktuasi keuntungan sebagai risiko investasi. Markowitz mengukur risiko dengan menggunakan analisis variansi, kemudian dikembangkan lagi teori portofolio tersebut dengan pendekatan korelasi nol. Dengan menggunakan metode mean-variance dari Markowitz, sekuritas-sekuritas yang memiliki korelasi lebih dari kecil +1 akan menurunkan risiko portofolio. Semakin banyak sekuritas yang dimasukkan ke dalam portofolio, semakin kecil risiko portofolio. Portofolio dengan varians terkecil dalam set yang dapat dicapai memiliki bobot, sebagai berikut [3]:

$$W = \frac{uC^{-1}}{uC^{-1}u^T} \quad (10)$$

Keterangan:

u : Matriks satu-satu.

C^{-1} : Matriks invers kovariansi data aset.

u^T : Matriks *transpose* satu-satu.

Dimana matriks kovariansi data aset sebagai berikut [3]:

$$C = \begin{bmatrix} Cov(R_A, R_A) & Cov(R_A, R_B) \\ Cov(R_A, R_B) & Cov(R_B, R_B) \end{bmatrix} \quad (11)$$

Keterangan:

$Cov(R_A, R_A)$: Kovariansi dari *return* rata-rata saham A terhadap saham A.

$Cov(R_A, R_B)$: Kovariansi dari *return* rata-rata saham A terhadap saham B.

Adapun matriks satu-satu sebagai berikut [3]:

$$u = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

Keterangan:

u : Matriks satu-satu.

Adapun *expected return* dan standar deviasi dalam pembentukan portofolio, dengan perumusan sebagai berikut [3]:

$$\mu v = mW^T \quad (13)$$

Keterangan:

m : Matriks *expected return* dari setiap asetnya.

W : Pembobotan dengan perumusan (10).

Dimana matriks *expected return* sebagai berikut [3]:

$$m = [E(R_A) \quad E(R_B) \quad \dots \quad E(R_n)] \quad (14)$$

Keterangan:

$E(R_n)$: *Expected return* dari investasi pada saham ke- n .

Portofolio dengan varians terkecil (*Minimum Variance Line*) diantara portofolio yang dapat dicapai dengan pengembalian yang diharapkan μv memiliki bobot, sebagai berikut [3]:

$$W = \frac{\begin{bmatrix} 1 & uC^{-1}m^T \\ \mu v & mC^{-1}m^T \end{bmatrix} uC^{-1} + \begin{bmatrix} uC^{-1}u^T & 1 \\ mC^{-1}u^T & \mu v \end{bmatrix} mC^{-1}}{\begin{bmatrix} uC^{-1}u^T & uC^{-1}m^T \\ mC^{-1}u^T & mC^{-1}m^T \end{bmatrix}} \quad (15)$$

Keterangan:

μv : *Expected Return* Portofolio pada perumusan (13).

C^{-1} : Matriks invers kovariansi data aset.

m : Matriks *expected return* dari aset.

u : Matriks satu-satu.

2.5 Teknik Clustering

Teknik *clustering* merupakan suatu metode untuk mencari dan mengelompokkan data yang dimiliki kemiripan karakteristik (*similarity*) antara satu data dengan data yang lain. Teknik *clustering* termasuk salah satu metode *data mining* yang bersifat tanpa arahan (*unsupervised*), maksudnya adalah metode ini diterapkan tanpa adanya latihan (*training*) dan tanpa ada guru (*teacher*) serta tidak memerlukan target *output*. Dalam *data mining*, ada dua jenis metode *clustering* yang digunakan dalam mengelompokkan data, yaitu *hierarchical clustering* dan *non hierarchical clustering* [6].

Hierarchical clustering adalah suatu metode pengelompokkan data yang dimulai dengan mengelompokkan

dua atau lebih objek yang memiliki kesamaan paling dekat. Kemudian, proses diteruskan ke objek lain yang memiliki kedekatan kedua. Demikian, seterusnya sehingga kluster akan membentuk semacam pohon, dimana ada hierarki (tingkatan) yang jelas antar objek, dari yang paling mirip sampai yang sangat berbeda. Secara logika, semua objek pada akhirnya hanya membentuk sebuah kluster. Diagram biasanya digunakan untuk membantu memperjelas proses hierarki tersebut.

Sedangkan metode *non hierarchical clustering* justru dimulai dengan menentukan terlebih dahulu jumlah kluster yang akan digunakan. Setelah jumlah kluster diketahui berapa banyak, baru proses kluster dilakukan tanpa mengikuti proses hierarki. Model *non hierarchical clustering* diantaranya *K-means*, dan *Fuzzy C-means*. Berikut penjelasan secara detail dari tiap modelnya.

2.5.1 K-means

K-means clustering merupakan salah satu metode data *clustering non-* hierarki yang mengelompokkan data dalam bentuk satu atau lebih kluster yang digunakan. Data-data yang memiliki karakteristik yang sama dikelompokkan dalam satu kluster/kelompok, dan data yang memiliki karakteristik berbeda dikelompokkan dengan kluster/kelompok yang lain, sehingga data yang berada dalam satu kluster/kelompok memiliki tingkat variansi yang kecil. Cluster yang digunakan yaitu 10 cluster, dimana pusat cluster pertama kali dipilih secara *random*, selanjutnya menghitung jarak pusat ke data dengan menggunakan rumusan Euclidean, dengan rumus sebagai berikut [7]:

$$D_{(ij)} = \sqrt{(X_{1i} - X_{1j})^2 + (X_{2i} - X_{2j})^2 + \dots + (X_{ki} - X_{kj})^2} \quad (16)$$

Keterangan:

$D_{(i,j)}$: Jarak data ke i ke pusat kluster j.

X_{ki} : Data ke i pada atribut data ke k.

X_{kj} : Titik pusat ke j pada atribut ke k.

Hitung kembali pusat cluster dengan data yang ada di tiap cluster, dimana pusat cluster merupakan rata-rata dari semua data. Lakukan perhitungan jarak dengan data pusat data yang telah diperbarui, jika tidak ada perubahan berarti teknik ini selesai.

2.5.2 Fuzzy C-means

Konsep dari *Fuzzy C-means* pertama kali adalah menentukan pusat kluster, yang akan menandai lokasi rata-rata untuk setiap klusternya. Pada kondisi awal, pusat kluster ini masih belum akurat. Setiap titik data memiliki derajat keanggotaan untuk tiap-tiap kluster. Dengan cara memperbaiki pusat kluster dan derajat keanggotaan tiap-tiap titik data secara berulang, maka akan dapat dilihat bahwa pusat kluster akan bergerak menuju lokasi yang tepat. Perulangan ini didasarkan pada minimasi fungsi obyektif yang menggambarkan jarak dari titik data yang diberikan ke pusat kluster yang terbobot oleh derajat keanggotaan titik data tersebut. *Output* dari *Fuzzy C-means* merupakan deretan pusat *clustering* dan beberapa derajat keanggotaan untuk tiap-tiap titik data. Informasi ini dapat digunakan untuk membangun suatu *Fuzzy inference system* [6].

2.6 Indeks Validasi

Ada berbagai indeks dan fungsi untuk menyediakan langkah-langkah validitas untuk setiap partisi. Indeks validasi juga memberikan gambaran yang jelas tentang jumlah cluster yang optimal. Beberapa definisi yang diantaranya.

2.6.1 Silhouette Index

Indeks Silhouette adalah kualitas pengelompokan yang lebih baik ditunjukkan oleh nilai Silhouette yang lebih besar. Indeks Silhouette dihitung dengan rumus [8]:

$$S_{(i)} = \frac{b_i - a_i}{\max(b_i, a_i)} \quad (17)$$

Keterangan:

a_i : Jarak rata-rata antara indeks ke-i dari seluruh pengamatan pada cluster yang sama.

b_i : Jarak rata-rata antara indeks ke-i dengan pengamatan pada cluster tetangga terdekat.

Rumusan untuk menghitung jarak dari data ke-i ke semua objek data di cluster yang lain dan diambil nilai yang paling kecil dalam pengamatan, dengan rumusan sebagai berikut:

$$d_{(i,c)} = \frac{1}{|A|} \sum_{j \in A} d_{(i,j)} \quad (18)$$

2.6.2 Davies – Bouldin Index

Indeks Davies – Bouldin adalah semakin rendah nilainya, semakin baik struktur cluster. Berikut perumusan dari indeks Davies-Bouldin sebagai berikut [9]:

$$DB = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_i \quad (19)$$

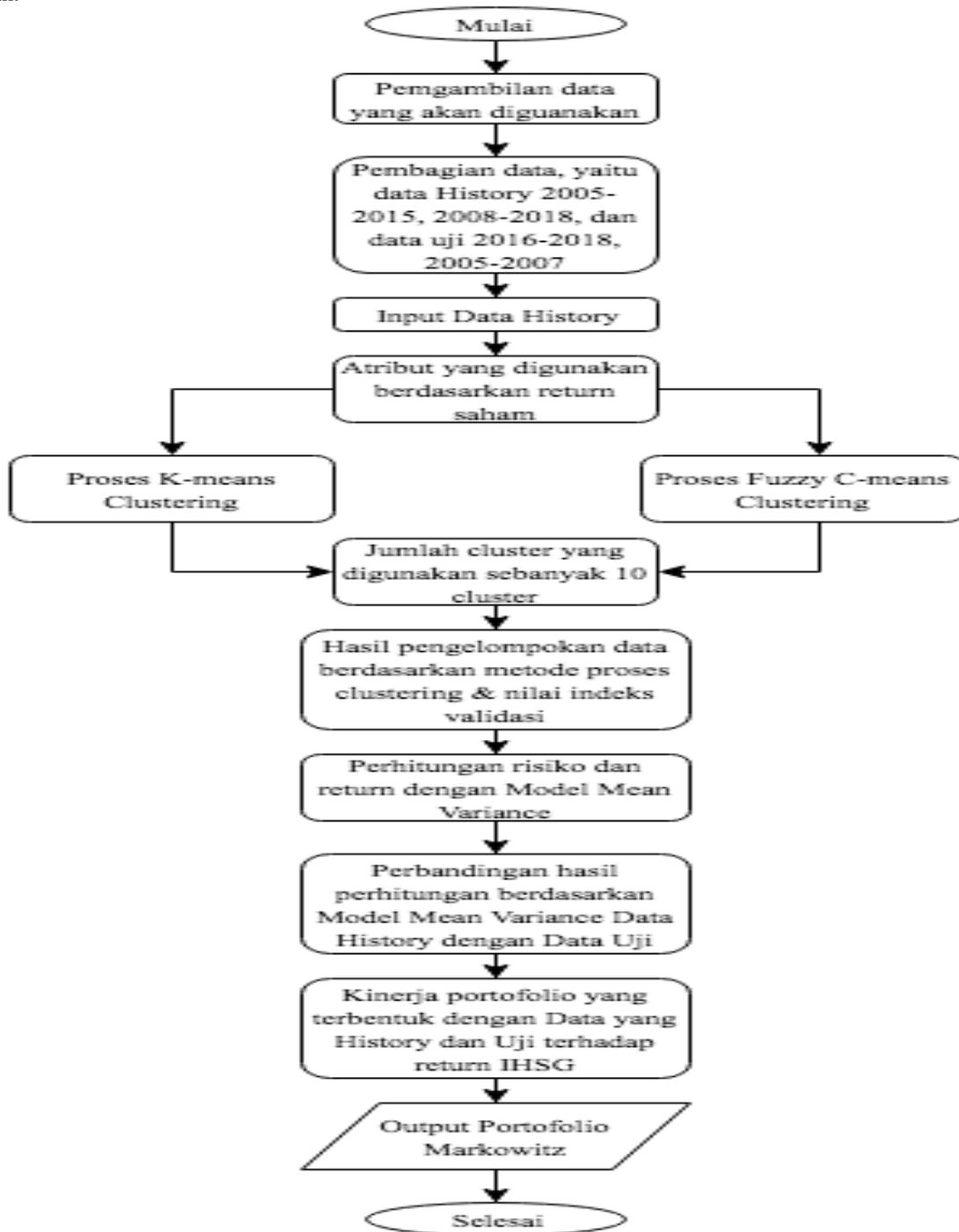
Dimana $R_i = \max_{j=1, \dots, n \neq i} R_{ij}$

Keterangan:

R_{ij} : Kemiripan dari cluster.

3. Metodologi

Di bawah ini merupakan diagram dari rancangan sistem yang diajukan untuk alur sistem yang akan dilakukan.



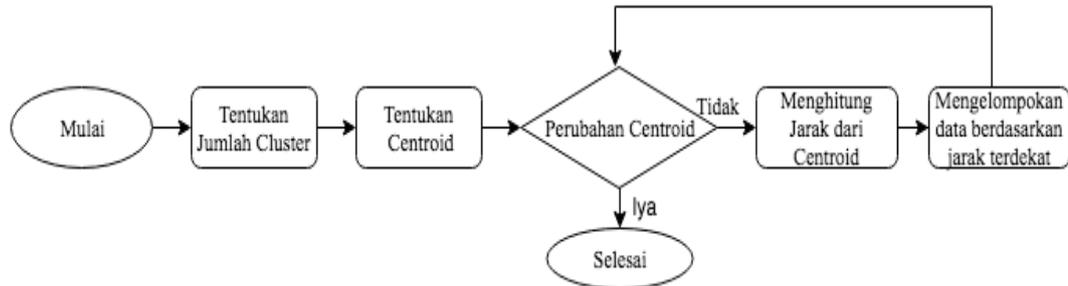
Gambar 3.1

Perancangan sistematis penentuan portofolio.

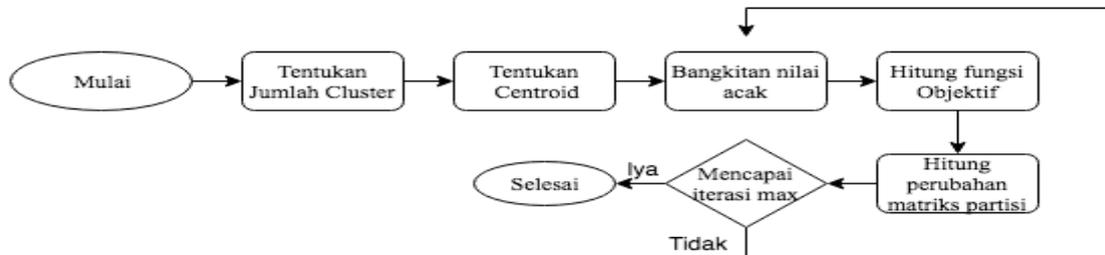
3.1 Proses Perancangan sistematis

- 1) Proses dimulai,
- 2) Pengambilan data yang digunakan dari data pada Bursa Efek Indonesia.
- 3) Pembagian data yang akan digunakan dalam penelitian ini, yaitu data yang akan di olah menjadi portofolio disebut data *history* dengan periode 2005-2015 dan 2008-2018. Data untuk membandingkan hasil perhitungan dari portofolio yang telah dibentuk disebut data uji dengan periode 2016-2018 dan 2005-2007.
- 4) Data inputan berupa, data *return* dari 44 perusahaan dari berbagai sektor perekonomian yang terdaftar dalam Bursa Efek Indonesia. Data History (data inputan) untuk tahun 2005-2015 dan tahun 2008-2018.
- 5) Data pada tahap ini dikelompokkan berdasarkan atribut yang akan digunakan, diantaranya berdasarkan *return* harian, *return* mingguan, *return* perbulan, *return* pertiga bulan, dan *return* perenam bulan.
- 6) Data yang telah dipilih berdasarkan atribut selanjutnya akan dilakukannya proses teknik *clustering*.

- 7) Metode *clustering* untuk mengklasifikasikan data yaitu menggunakan *K-means* dan *Fuzzy C-means*. Dengan *flowchat* metode *K-means* dan *Fuzzy C-means* seperti dibawah ini:



Gambar 3.2
Flowchart K- Means



Gambar 3.3
Flowchart Fuzzy C-Means

- 8) Jumlah cluster yang digunakan 10 cluster.
- 9) Hasil dari setiap metode selanjutnya dipilih dari setiap clusternya berdasarkan data *return* mingguan yang paling terbesar, lalu diambil setiap cluster 1 saham yang terpilih. Dan nilai indeks validasi Silhouette dan Davies-Bouldin dari setiap metodenya.
- 10) Dari data perusahaan yang terbetuk, lalu dihitung risiko dan *return* dari tiap masing-masing cluster, dengan menggunakan model *Mean Variance* Portofolio.
- 11) Membandingkan hasil dari pembentukan portofolio dengan menggunakan data *history* pada masing-masing cluster dengan data uji, untuk menguji apakah menurut teori yang ada hasilnya dapat konsisten, atautkah tidak.
- 12) Tahap selanjutnya menguji kinerja portofolio antara data *history* dan data uji dengan IHSG (Indeks Harga Saham Gabungan).
- 13) *Output* dari penelitian ini merupakan portofolio Markowitz yang mana menghasilkan risiko yang paling minimum dengan tingkat *return* tertentu, yang dapat digunakan para investor untuk menjadi salah satu alternative dalam memilih saham.

4. Hasil Pengujian dan Analisis

Pada hasil dan pembahasan ini diawali dengan pembahasan pemrosesan data sebagai data input, deskripsi data hasil teknik *clustering*, menghitung risiko, *return* dan pembobotan dari saham dengan mean variance portofolio, hasil perhitungan risiko dan *return* dengan data uji, serta membandingkan kinerja portofolio yang terbentuk dengan IHSG (Indeks Harga Saham Gabungan).

4.1 Hasil Pengujian Data dengan Teknik Clustering

Return aset, dengan melakukan perhitungan *return* dari masing-masing aset saham pembentuk portofolio saham pasar Indonesia, *return* masing-masing aset yang didapatkan dari 44 data perusahaan dari berbagai sektor bidang ekonomi, dengan menggunakan persamaan rumus (1) dan persamaan rumus (2) untuk mencari *expected return* dari setiap masing-masing data perusahaan. Sehingga didapatkan hasil dari data *return* 44 perusahaan dengan periode data 2005-20015 berdasarkan *return* harian, *return* mingguan, *return* satu bulan, *return* tiga bulan, dan *return* enam bulan, seperti yang terlampir pada (A.1) dan untuk data *return* 44 perusahaan dengan periode data 2008-2018 yang terlampir pada (A.3). Data tersebut merupakan data inputan pada aplikasi MATLAB dari proses *K-means* dan *Fuzzy C-means Clustering*. Dalam membentuk portotofolio pada setiap clusternya diambil satu saham setiap cluster sebagai perwakilan dengan nilai *return* mingguan yang paling besar. Berikut hasil dari Teknik *clustering* untuk setiap metode disertai dengan nilai dari indeks validasi Silhouette dan Davies – Bouldin, sebagai berikut.

Tabel 4.1
Hasil K-Means *Clustering* Untuk 2 hingga 10 Cluster Periode Data 2005-2015.

	Jumlah Cluster								
	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nama Saham yang Terbentuk	DVLA	DVLA	DVLA	DVLA	DVLA	DVLA	DVLA	DVLA	DVLA
	BRAM	BRAM	BRAM	BRAM	BRAM	BRAM	BRAM	BRAM	BRAM
		INAF							
			SIPD						
				PTBA	PTBA	PTBA	PTBA	PTBA	PTBA
					INDF	INDF	INDF	INDF	INDF
						DNET	DNET	DNET	DNET
							LPGI	LPGI	LPGI
								SHID	SHID
								HMSP	
Derajat Kepercayaan Indeks Silhouette	0.995	0.787	0.691	0.732	0.704	0.749	0.738	0.772	0.754
Derajat Kepercayaan Indeks Davies Bouldin	0.036	0.600	0.553	0.568	0.452	0.310	0.336	0.303	0.331

Tabel 4.2
Hasil K-Means *Clustering* Untuk 2 hingga 10 Cluster Periode Data 2008-2018.

	Jumlah Cluster								
	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nama Saham yang Terbentuk	UNIC	UNIC	UNIC	UNIC	UNIC	UNIC	UNIC	UNIC	UNIC
	RDTX	RDTX	RDTX	RDTX	RDTX	RDTX	RDTX	RDTX	RDTX
		BRAM							
			LPPS						
				BNGA	BNGA	BNGA	BNGA	BNGA	BNGA
					PTBA	PTBA	PTBA	PTBA	PTBA
						INAF	INAF	INAF	INAF
							DSFI	DSFI	DSFI
								POOL	POOL
								SIPD	
Derajat Kepercayaan Indeks Silhouette	0.995	0.787	0.691	0.732	0.704	0.749	0.738	0.772	0.754
Derajat Kepercayaan Indeks Davies Bouldin	0.0462	0.4035	0.3188	0.3639	0.5432	0.3209	0.3783	0.4466	0.4353

Dari data pada tabel 4.1 dan 4.2 di atas menunjukkan saham yang terpilih dalam membentuk portofolio dengan nilai indeks validasi sebagai gambaran mana saja cluster yang paling optimal untuk setiap data pada periode waktu data *history* yang berbeda, dimana nilai indeks Silhouette dari kedua data *history* menunjukkan bahwa cluster yang paling optimal dalam kualitas pengelompokan yaitu cluster 2, dan menurut nilai indeks Davies-Bouldin dari kedua data *history* yang paling optimal dalam kualitas pengelompokan yaitu cluster 2. Selanjutnya setiap nomer cluster untuk dihitung resiko dan *returnnya* menggunakan model *Mean Variance* Portofolio, berdasarkan data return mingguan yang paling besar atau maksimum dari setiap nomer cluster yang terbentuk dengan metode *K-means clustering* di atas.

Berikut ini tabel untuk hasil dari teknik *Fuzzy C-means* pada setiap cluster yang terbentuk dengan data *history* sebagai data input dengan periode data 2005-2015 dan periode data 2008-2018.

Tabel 4.3
Hasil Fuzzy C-means *Clustering* Untuk 2 hingga 10 Cluster Periode Data 2005-2015.

	Jumlah Cluster								
	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nama Saham yang Terbentuk	MYOR	MYOR	MYOR	MYOR	MYOR	MYOR	MYOR	MYOR	MYOR
	POOL	POOL	POOL	POOL	POOL	POOL	POOL	POOL	POOL
		LPGI							
			RDTX						
				PTBA	PTBA	PTBA	PTBA	PTBA	PTBA
					DNET	DNET	DNET	DNET	DNET
						UNVR	UNVR	UNVR	UNVR
							IMAS	IMAS	IMAS
								DLTA	DLTA
									LPPS
Derajat Kepercayaan Indeks Silhouette	0.9929	0.7726	0.7810	0.7347	0.5944	0.7710	0.7237	0.6770	0.7108
Derajat Kepercayaan Indeks Davies Bouldin	0.0360	0.5332	0.5529	0.4118	0.4518	0.3091	0.2594	0.2865	0.4433

Tabel 4.4
Hasil Fuzzy C-means *Clustering* Untuk 2 hingga 10 Cluster Periode Data 2008-2018.

	Jumlah Cluster								
	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nama Saham yang Terbentuk	BAYU	BAYU	BAYU	BAYU	BAYU	BAYU	BAYU	BAYU	BAYU
	KAEF	KAEF	KAEF	KAEF	KAEF	KAEF	KAEF	KAEF	KAEF
		INDR							
			PTBA						
				DVLA	DVLA	DVLA	DVLA	DVLA	DVLA
					LPGI	LPGI	LPGI	LPGI	LPGI
						RDTX	RDTX	RDTX	RDTX
							UNTR	UNTR	UNTR
								MLBI	MLBI
									TKIM
Derajat Kepercayaan Indeks Silhouette	0.9929	0.7726	0.7803	0.7063	0.7762	0.6829	0.6994	0.6430	0.6960
Derajat Kepercayaan Indeks Davies Bouldin	0.0462	0.4035	0.2681	0.3459	0.2947	0.3769	0.3782	0.4286	0.4466

Dari data pada tabel 4.3 dan 4.4 di atas menunjukkan saham yang terpilih dalam membentuk portofolio dengan nilai indeks validasi sebagai gambaran mana saja cluster yang paling optimal untuk setiap data pada periode waktu data *history* yang berbeda, dimana nilai indeks Silhouette dari kedua data *history* menunjukkan bahwa cluster yang paling optimal dalam kualitas pengelompokan yaitu cluster 2, dan menurut nilai indeks Davies-Bouldin dari kedua data *history* yang paling optimal dalam kualitas pengelompokan yaitu cluster 2. Selanjutnya setiap nomer cluster untuk dihitung resiko dan *returnnya* menggunakan model *Mean Variance* Portofolio, berdasarkan data return mingguan yang paling besar atau maksimum dari setiap nomer cluster yang terbentuk dengan metode *Fuzzy C-means clustering* di atas.

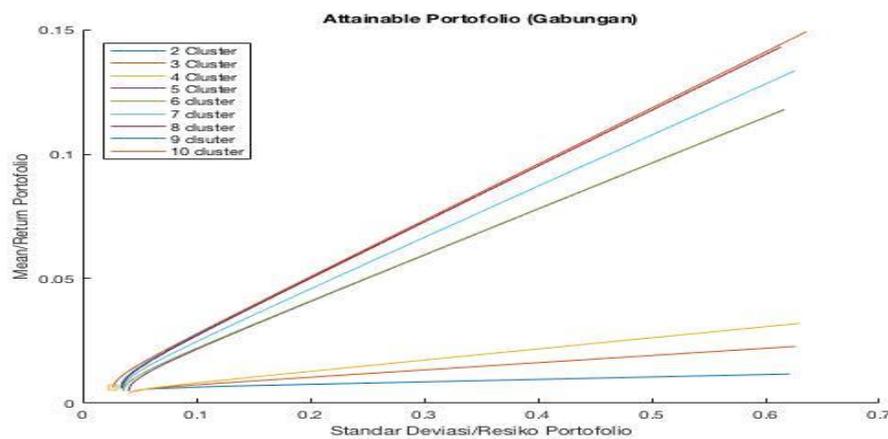
4.2 Hasil Pengujian dan Analisis Dari Model Mean Variance

Pembobotan dalam pembentukan potofolio merupakan hal yang penting untuk mengetahui seberapa besar pengaruh dari setiap aset yang terbentuk pada setiap cluster yang diuji. Hasil perhitungan dari model *mean variance* menghasilkan pembobotan untuk membentuk portofolio dengan proporsi atau bobot dari setiap aset dari masing-masing cluster dengan Teknik *K-Means* dan *Fuzzy C-means* yang telah dilakukan, dengan masing-masing tingkat bobot, *return* dan resiko portofolio yang terbentuk dari 2 cluster hingga 10 cluster, seperti tabel dan kurva di bawah ini.

Tabel 4.5

Portofolio dari 2 Hingga 10 Cluster yang Terbentuk Dengan Metode *Mean Variance* dari Teknik *K-means* untuk Data *History* Periode 2005-2015.

Saham	Jumlah Cluster								
	2	3	4	5	6	7	8	9	10
DVLA (W1)	64.79%	40.49%	27.67%	27.84%	20.37%	19.80%	18.18%	17.47%	9.76%
BRAM(W2)	35.21%	22.36%	16.12%	15.90%	13.19%	13.05%	12.55%	11.85%	7.93%
INAF (W3)		37.15%	27.08%	27.05%	16.44%	16.26%	15.67%	14.41%	7.95%
SIPD (W4)			29.13%	28.77%	18.52%	16.82%	16.31%	14.98%	8.40%
PTBA (W5)				0.44%	0.23%	0.27%	0.43%	0.45%	0.41%
INDF (W6)					31.24%	29.99%	27.72%	25.69%	12.26%
DNET (W7)						3.81%	3.50%	3.07%	2.04%
LPGI (W8)							5.62%	5.15%	3.26%
SHID (W9)								6.94%	3.46%
HMSP(W10)									44.53%
Risiko Portofolio	5.70%	4.64%	4.06%	4.04%	3.57%	3.50%	3.45%	3.38%	2.71%
Return Portofolio	0.58%	0.49%	0.41%	0.48%	0.49%	0.55%	0.61%	0.62%	0.62%

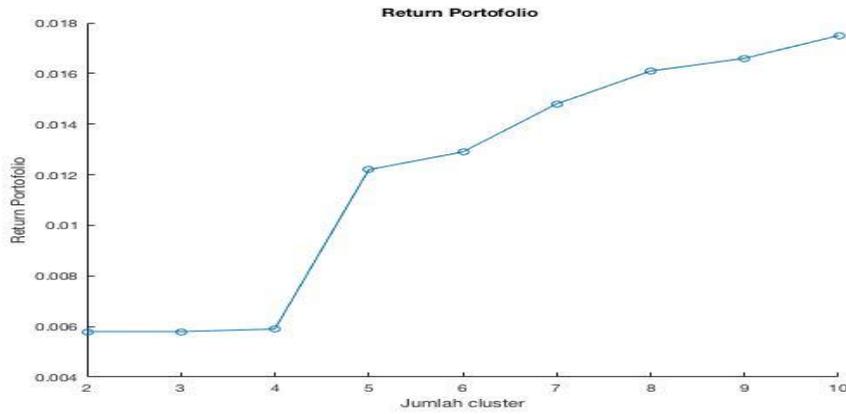


Gambar 4.1

Hasil Gabungan Efficient Frontier Dari 2 Cluster Hingga 10 Cluster untuk Data *History* Periode 2005-2015.

Secara umum berdasarkan hasil Efficient frontier gabungan dari teknik *K-Means* di atas menjelaskan, bahwa kurva gabungan yang merepresentasikan pola dan karakteristik investasi yang dilakukan terhadap data *return* mingguan dari harga saham pasar Indonesia dalam waktu 10 tahun dengan menguji 2 cluster hingga 10 cluster dengan menggunakan data *history* periode 2005-2015. Dan dari kurva dapat diambil kesimpulan bahwa jumlah 10 cluster yang terbentuk merupakan portofolio yang efisien yang dapat menghasilkan resiko terkecil dengan tingkat *return* tertentu diantara portofolio yang lainnya, jika membandingkan dari keseluruhan hasil portofolio yang terbentuk dari tiap *clusternya* dapat dikatakan bahwa semakin banyak jumlah cluster yang terbentuk maka semakin kecil resiko yang dihasilkan juga tingkat keuntungan saham individu berfluktuasi pada naik jika jumlah cluster bertambah. Bobot setiap aset saham yang terbentuk tertera pada tabel 4.5 di atas, dengan asumsi investor hanya akan memilih portofolio resiko yang terkecil.

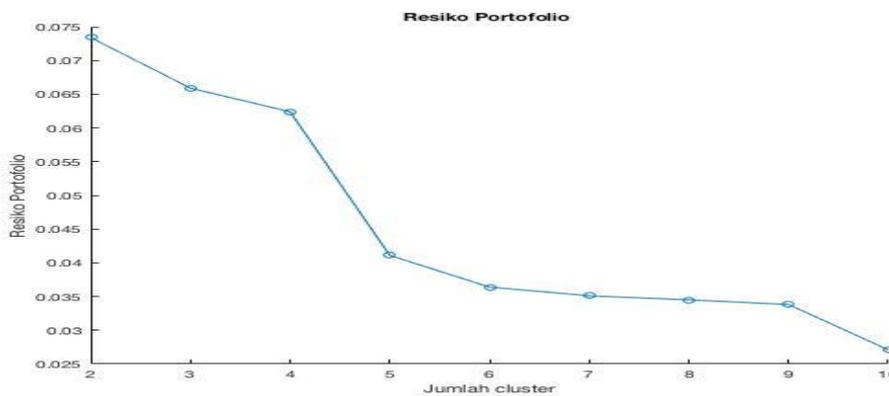
Berikut ini merupakan tabel dan kurva dari data *history* periode 2005-2015 yang menunjukan pergerakan dari tingkat *return* dengan tingkat resiko tertentu dengan Metode *K-Means* pada gambar 4.2. Dan pergerakan tingkat resiko pada tingkat *return* tertentu pada gambar 4.3, dengan hasil seperti berikut.



Gambar 4.2

Kurva Yang Menunjukkan Tingkat Return Dengan Resiko 5.7% Terbentuk dari 2 Sampai 10 Cluster.

Berdasarkan gambar 4.2 menyatakan bahwa, semakin banyak jumlah cluster atau perusahaan yang terlibat dalam pembentukan portofolio pada tingkat resiko 5.7% maka tingkat *return* semakin besar, dan dapat disimpulkan pula pada 10 cluster atau 10 perusahaan merupakan jumlah cluster yang paling baik dengan tingkat risiko yang sama menghasilkan tingkat *return* yang paling maksimum dibandingkan dengan jumlah cluster lainnya.



Gambar 4.3

Kurva yang Menunjukkan Tingkat Resiko Dengan Return 0.62% Terbentuk dari 2 Sampai 10 Cluster

Berdasarkan gambar kurva 4.3 di atas menyatakan bahwa, semakin banyak jumlah cluster atau perusahaan yang terlibat dalam pembentukan portofolio pada tingkat *return* 0.62% maka tingkat resiko yang dihasilkan semakin kecil, dan dapat disimpulkan juga jika dihadapkan dengan dua atau lebih portofolio yang miliki return pada tingkat yang sama maka 10 cluster atau 10 perusahaan yang terbentuk dalam pembentukan portofolio dapat menghasilkan tingkat risiko yang paling minimum dibandingkan dengan jumlah cluster lainnya. Dengan kata lain jumlah cluster dapat mempengaruhi pembentukan portofolio yang paling optimal dalam menghasilkan risiko paling minimum.

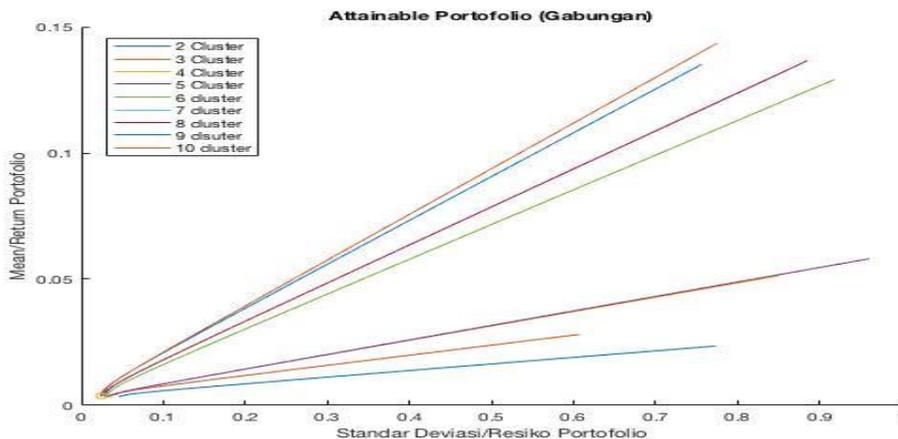
Berikut ini pembobotan potofolio yang terbentuk dan kurva Efficent Frontier dari setiap aset menggunakan data *history* periode 2008-2018 dengan menguji 2 hingga 10 cluster

Tabel 4.6

Portofolio dari 2 Hingga 10 Cluster yang Terbentuk Dengan Metode *Mean Variance* dari Teknik K-means

Saham	Jumlah Cluster								
	2	3	4	5	6	7	8	9	10
UNIC (W1)	50.50%	40.92%	28.82%	23.23%	23.28%	20.65%	19.10%	17.35%	14.05%
RDTX (W2)	49.50%	40.92%	29.67%	23.53%	23.49%	21.91%	19.62%	18.81%	15.00%
BRAM (W3)		18.16%	13.48%	10.69%	10.68%	9.32%	7.85%	7.55%	5.82%
LPPS (W4)			28.03%	18.38%	18.37%	16.93%	14.67%	13.63%	10.52%
BNGA (W5)				24.17%	24.13%	21.45%	19.20%	18.43%	14.18%
PTBA (W6)					0.06%	0.09%	0.10%	0.11%	0.12%
INAF (W7)						9.65%	8.01%	7.55%	4.84%
DSFI (W8)							11.45%	10.68%	8.32%
POOL (W9)								5.88%	3.15%

SIPD (W10)									23.99%
Risiko Portofolio	4.58%	4.13%	3.51%	3.07%	3.07%	2.94%	2.77%	2.69%	2.38%
Return Portofolio	0.35%	0.41%	0.32%	0.31%	0.32%	0.37%	0.36%	0.42%	0.35%

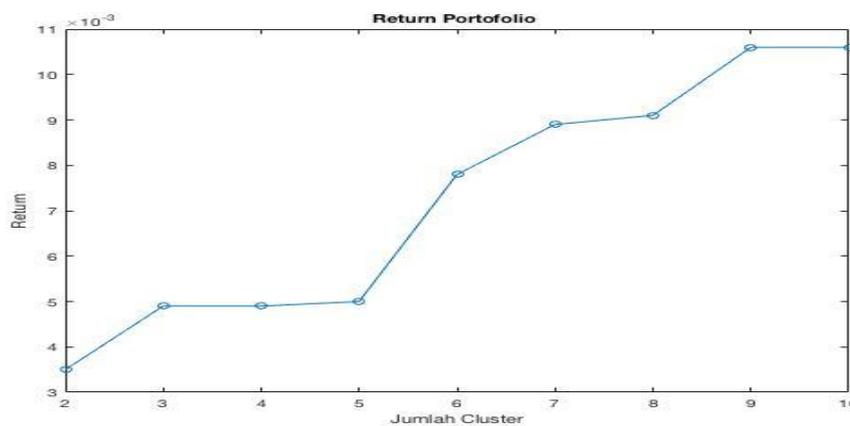


Gambar 4.4

Hasil Gabungan Efficent Frontier Dari 2 Cluster Hingga 10 Cluster untuk Data *History* Periode 2008-2018.

Secara umum berdasarkan hasil Efficient frontier gabungan dari Teknik *K-Means* di atas menjelaskan, bahwa kurva gabungan yang merepresentasikan pola dan karakteristik investasi yang dilakukan terhadap data *return* mingguan dari harga saham pasar Indonesia dalam waktu 10 tahun dengan menguji 2 cluster hingga 10 cluster dengan menggunakan data *history* periode 2008-2018. Dan dari kurva dapat diambil kesimpulan bahwa jumlah 10 cluster yang terbentuk merupakan portofolio yang efisien yang dapat menghasilkan risiko terkecil dengan tingkat *return* tertentu diantara portofolio yang lainnya, jika membandingkan dari keseluruhan hasil portofolio yang terbentuk dari tiap *clusternya* dapat dikatakan bahwa semakin banyak jumlah cluster yang terbentuk maka semakin kecil risiko yang dihasilkan juga tingkat keuntungan saham individu berfluktuasi pada naik jika jumlah cluster bertambah. Bobot setiap aset saham yang terbentuk tertera pada tabel 4.6 di atas, dengan asumsi investor hanya akan memilih portofolio risiko yang terkecil.

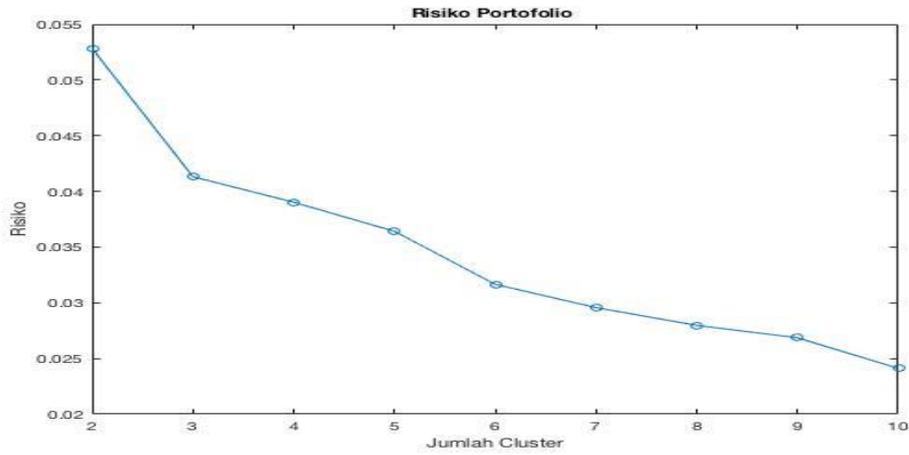
Berikut ini merupakan tabel dan kurva dari data *history* periode 2008-2018 yang menunjukkan pergerakan dari tingkat *return* dengan tingkat risiko tertentu dengan Metode *K-Means* pada gambar 4.5. Dan pergerakan tingkat risiko pada tingkat *return* tertentu pada gambar 4.3, dengan hasil seperti berikut.



Gambar 4.5

Kurva Yang Menunjukkan Tingkat Return Dengan Resiko 4.58% Terbentuk dari 2 Sampai 10 Cluster

Berdasarkan gambar 4.5 menyatakan bahwa, semakin banyak jumlah cluster atau perusahaan yang terlibat dalam pembentukan portofolio pada tingkat risiko 4.8% maka tingkat *return* semakin besar, dan dapat disimpulkan pula pada 10 cluster atau 10 perusahaan merupakan jumlah cluster yang paling baik dengan tingkat risiko yang sama menghasilkan tingkat *return* yang paling maksimum dibandingkan dengan jumlah cluster lainnya.



Gambar 4.6

Kurva yang Menunjukkan Tingkat Resiko Dengan Return 0.42% Terbentuk dari 2 Sampai 10 Cluster

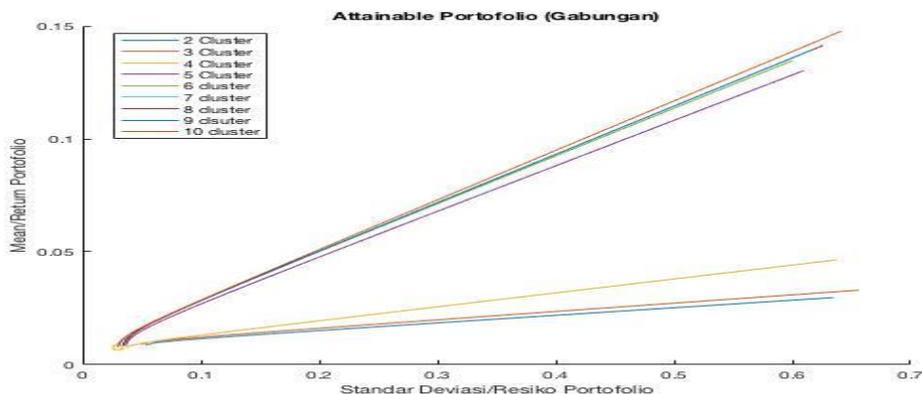
Berdasarkan gambar kurva 4.6 di atas menyatakan bahwa, semakin banyak jumlah cluster atau perusahaan yang terlibat dalam pembentukan portofolio pada tingkat *return* 0.42% maka tingkat risiko yang dihasilkan semakin kecil, dan dapat disimpulkan juga jika dihadapkan dengan dua atau lebih portofolio yang memiliki *return* pada tingkat yang sama maka 10 cluster atau 10 perusahaan yang terbentuk dalam pembentukan portofolio dapat menghasilkan tingkat risiko yang paling minimum dibandingkan dengan jumlah cluster lainnya. Dengan kata lain jumlah cluster dapat mempengaruhi pembentukan portofolio yang paling optimal dalam menghasilkan risiko paling minimum.

Berikut tabel dan kurva yang terbentuk untuk pembobotan dari setiap saham, tingkat *return* dan tingkat risiko dengan model mean variance portofolio dari Teknik *Fuzzy C-means* dengan data *history* periode 2005-2015.

Tabel 4.7

Portofolio dari 2 Hingga 10 Cluster yang Terbentuk Dengan Metode *Mean Variance* dari Teknik *Fuzzy C-means*.

Saham	Jumlah Cluster								
	2	3	4	5	6	7	8	9	10
MYOR (W1)	97.36%	80.53%	44.79%	44.49%	42.66%	40.51%	38.07%	29.58%	25.49%
POOL (W2)	2.64%	2.64%	2.16%	2.15%	2.17%	9.38%	9.04%	7.37%	6.70%
LPGI (W3)		16.82%	9.10%	10.03%	9.22%	8.45%	7.65%	5.07%	3.27%
RDTX (W4)			43.96%	42.86%	41.70%	38.35%	36.23%	30.26%	29.18%
PTBA (W5)				0.47%	0.48%	0.45%	0.42%	0.48%	0.44%
DNET (W6)					3.77%	3.33%	2.94%	1.93%	1.73%
UNVR (W7)						-0.47%	-0.46%	-0.37%	-0.34%
IMAS (W8)							6.11%	5.96%	5.52%
DLTA (W9)								19.72%	18.03%
LPPS (W10)									9.98%
Risiko Portofolio	5.30%	4.94%	3.69%	3.67%	3.60%	3.50%	3.44%	3.11%	2.96%
Return Portofolio	0.88%	0.91%	0.74%	0.82%	0.87%	0.84%	0.84%	0.82%	0.78%

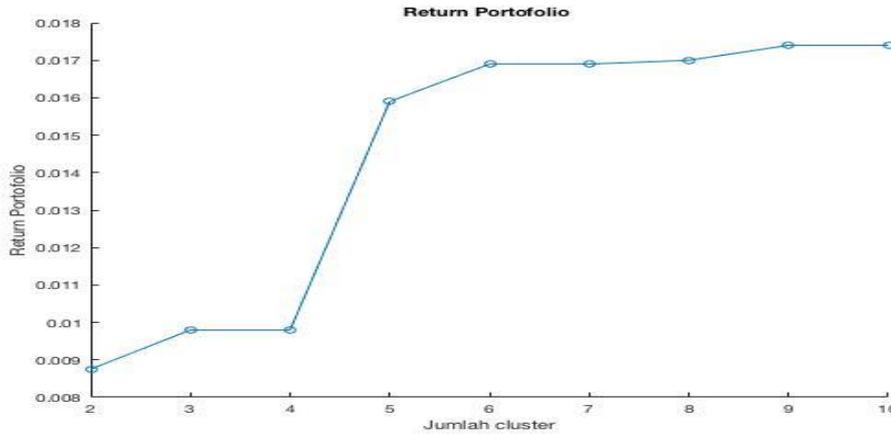


Gambar 4.7

Hasil Gabungan Efficient Frontier Dari 2 Cluster Hingga 10 Cluster untuk Data *History* Periode 2005-2015.

Secara umum berdasarkan hasil Efficient frontier gabungan dari Teknik *Fuzzy C-means* di atas menjelaskan, bahwa kurva gabungan yang merepresentasikan pola dan karakteristik investasi yang dilakukan terhadap data *return* mingguan dari harga saham pasar Indonesia dalam waktu 10 tahun dengan menguji 2 cluster hingga 10 *cluster* dengan menggunakan data *history* periode 2005-2015. Dan dari kurva dapat diambil kesimpulan bahwa jumlah 10 *cluster* yang terbentuk merupakan portofolio yang efisien yang dapat menghasilkan risiko terkecil dengan tingkat *return* tertentu diantara portofolio yang lainnya, jika membandingkan dari keseluruhan hasil portofolio yang terbentuk dari tiap *clusternya* dapat dikatakan bahwa semakin banyak jumlah *cluster* yang terbentuk maka semakin kecil risiko yang dihasilkan juga tingkat keuntungan saham individu berfluktuasi pada naik jika jumlah cluster bertambah. Bobot setiap aset saham yang terbentuk tertera pada tabel 4.7 di atas, dengan asumsi investor hanya akan memilih portofolio risiko yang terkecil.

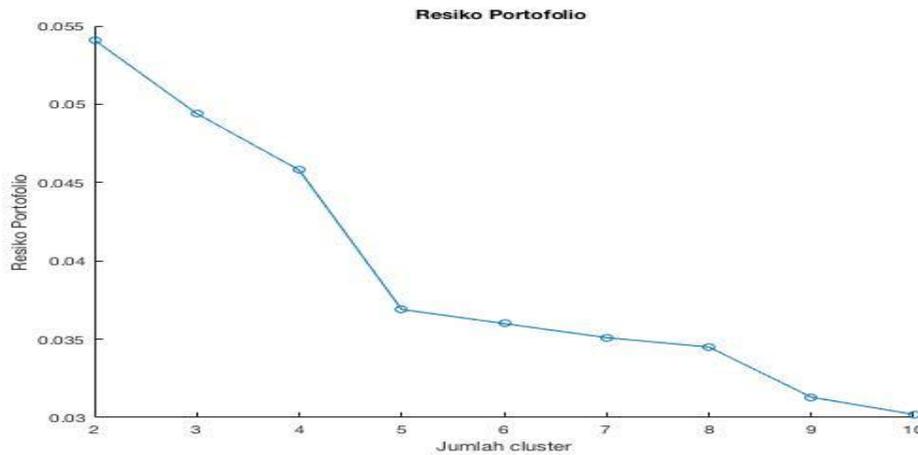
Berikut ini merupakan kurva dan tabel dari data *history* periode 2005-2015 yang menunjukkan pergerakan dari tingkat *return* dengan tingkat risiko tertentu dengan Metode *Fuzzy C-means* pada gambar 4.8. Dan pergerakan tingkat risiko pada tingkat *return* tertentu pada gambar 4.9, dengan hasil seperti berikut.



Gambar 4.8

Kurva yang Menunjukkan Tingkat Return Dengan Resiko 5.3% Terbentuk dari 2 Sampai 10 Cluster

Berdasarkan gambar 4.6 menyatakan bahwa, semakin banyak jumlah cluster atau perusahaan yang terlibat dalam pembentukan portofolio pada tingkat risiko 4.8% maka tingkat *return* semakin besar dan dapat disimpulkan pula pada 10 cluster atau 10 perusahaan merupakan jumlah cluster yang paling baik dengan tingkat risiko yang sama menghasilkan tingkat *return* yang paling maksimum dibandingkan dengan jumlah cluster lainnya.



Gambar 4.9

Kurva Yang Menunjukkan Tingkat Resiko Dengan Return 0.91% Terbentuk dari 2 Sampai 10 Cluster.

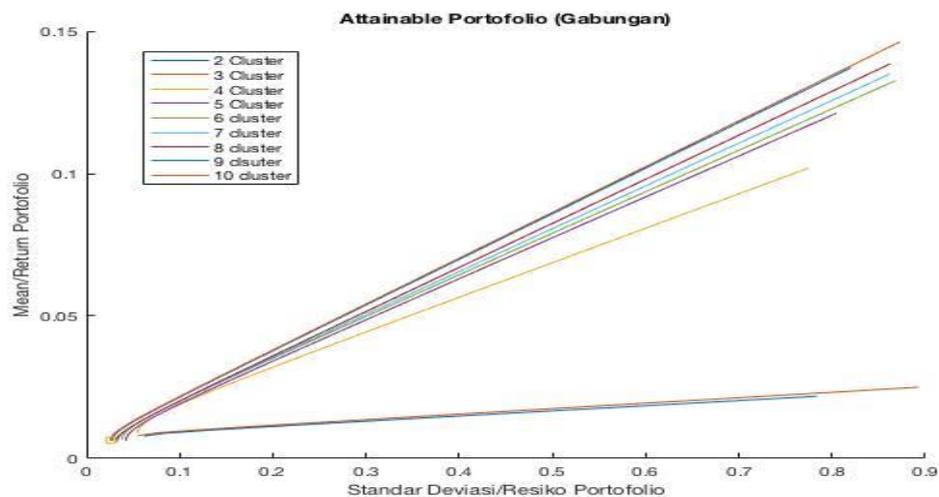
Berdasarkan gambar kurva 5.0 di atas menyatakan bahwa, semakin banyak jumlah *cluster* atau perusahaan yang terlibat dalam pembentukan portofolio pada tingkat *return* 0.91%, maka tingkat risiko yang dihasilkan semakin kecil, dan dapat disimpulkan juga jika dihadapkan dengan dua atau lebih portofolio yang memiliki *return* pada tingkat yang sama maka 10 cluster atau 10 perusahaan yang terbentuk dalam pembentukan portofolio dapat menghasilkan tingkat risiko yang paling minimum dibandingkan dengan jumlah *cluster* lainnya. Dengan kata lain jumlah cluster dapat mempengaruhi pembentukan portofolio yang paling optimal dalam menghasilkan risiko paling minimum.

Berikut ini pembobotan potofolio yang terbentuk dan kurva Efficient Frontier dari setiap aset menggunakan data *history* periode 2008-2018 dengan menguji 2 hingga 10 cluster Teknik *Fuzzy C-means*.

Tabel 4.8

Portofolio dari 2 Hingga 10 Cluster yang Terbentuk Dengan Metode *Mean Variance* dari Teknik Fuzzy C-means

Saham	Jumlah Cluster								
	2	3	4	5	6	7	8	9	10
BAYU (W1)	50.02%	38.66%	38.53%	20.32%	14.32%	11.08%	9.58%	8.08%	7.15%
KAEF (W2)	49.98%	37.87%	37.30%	20.27%	15.47%	12.61%	8.19%	5.52%	4.86%
INDR (W3)		23.47%	23.09%	13.40%	10.83%	8.07%	6.40%	4.59%	3.89%
PTBA (W4)			1.07%	0.40%	0.83%	0.41%	0.25%	0.36%	0.28%
DVLA (W5)				45.61%	39.31%	30.06%	24.90%	18.32%	17.49%
LPGI (W6)					19.24%	12.13%	10.61%	8.12%	7.29%
RDTX (W7)						25.65%	21.92%	16.08%	14.46%
UNTR (W8)							18.15%	14.68%	12.40%
MLBI (W9)								24.25%	21.67%
TKIM (W10)									10.51%
Risiko Portofolio	6.19%	5.53%	5.48%	4.23%	3.83%	3.32%	3.11%	2.70%	2.57%
Return Portofolio	0.78%	0.80%	0.89%	0.62%	0.66%	0.59%	0.55%	0.61%	0.63%

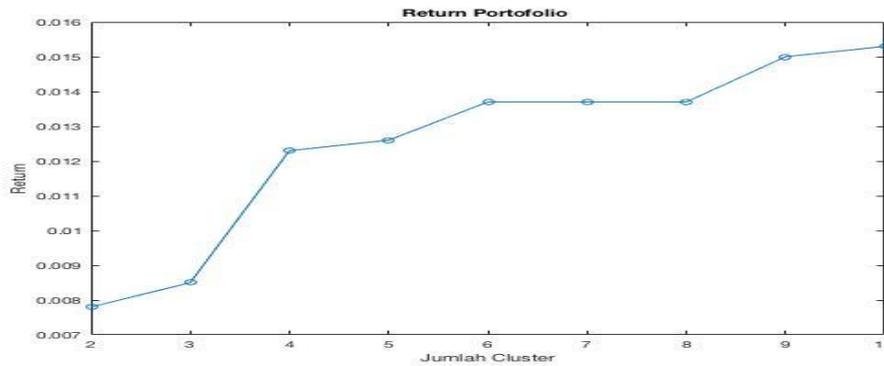


Gambar 5.0

Hasil Gabungan Efficient Frontier Dari 2 Cluster Hingga 10 Cluster untuk Data *History* Periode 2008-2018.

Secara umum berdasarkan hasil Efficient frontier gabungan dari Teknik Fuzzy C-means di atas menjelaskan, bahwa kurva gabungan yang merepresentasikan pola dan karakteristik investasi yang dilakukan terhadap data *return* mingguan dari harga saham pasar Indonesia dalam waktu 10 tahun dengan menguji 2 cluster hingga 10 cluster, berguna untuk menentukan *mean variance* portofolio yang terbentuk. Dan dari kurva tersebut dapat diambil kesimpulan bahwa jumlah 10 cluster yang terbentuk merupakan portofolio yang efisien yang dapat menghasilkan risiko terkecil dengan tingkat *return* tertentu diantara portofolio yang terbentuk lainnya dan jika membandingkan dari keseluruhan hasil portofolio yang terbentuk dari tiap clusternya dan mengatakan bahwa semakin banyak jumlah *cluster* yang terbentuk maka semakin kecil risiko yang dihasilkan juga tingkat keuntungan saham individu berfluktuasi pada naik jika jumlah cluster bertambah. Bobot setiap aset saham yang terbentuk tertera pada tabel 4.8 di atas, dengan asumsi investor hanya akan memilih portofolio risiko yang terkecil.

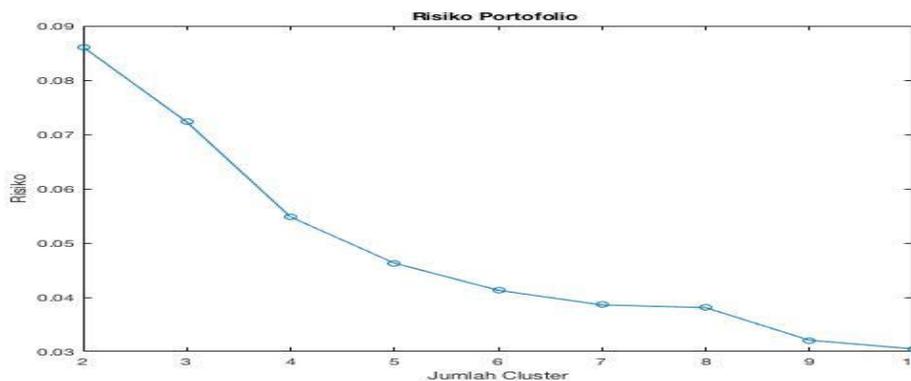
Berikut ini merupakan kurva dan tabel dari data *history* periode 2008-2018 yang menunjukkan pergerakan dari tingkat *return* dengan tingkat risiko tertentu dengan Metode Fuzzy C-means pada gambar 5.1. Dan pergerakan tingkat risiko pada tingkat *return* tertentu pada gambar 5.2 dengan hasil seperti berikut.



Gambar 5.1

Kurva yang Menunjukkan Tingkat Return Dengan Resiko 6.19% Terbentuk dari 2 Sampai 10 Cluster.

Berdasarkan gambar 5.1 menyatakan bahwa, semakin banyak jumlah cluster atau perusahaan yang terlibat dalam pembentukan portofolio pada tingkat risiko 6.19% maka tingkat *return* semakin besar dan dapat disimpulkan pula pada 10 cluster atau 10 perusahaan merupakan jumlah cluster yang paling baik dengan tingkat risiko yang sama menghasilkan tingkat *return* yang paling maksimum dibandingkan dengan jumlah cluster lainnya.



Gambar 5.2

Kurva Yang Menunjukkan Tingkat Resiko Dengan Return 0.89% Terbentuk dari 2 Sampai 10 Cluster.

Berdasarkan gambar kurva 5.2 di atas menyatakan bahwa, semakin banyak jumlah *cluster* atau perusahaan yang terlibat dalam pembentukan portofolio pada tingkat *return* 0.89%, maka tingkat risiko yang dihasilkan semakin kecil, dan dapat disimpulkan juga jika dihadapkan dengan dua atau lebih portofolio yang memiliki *return* pada tingkat yang sama maka 10 cluster atau 10 perusahaan yang terbentuk dalam pembentukan portofolio dapat menghasilkan tingkat risiko yang paling minimum dibandingkan dengan jumlah *cluster* lainnya. Dengan kata lain jumlah cluster dapat mempengaruhi pembentukan portofolio yang paling optimal dalam menghasilkan risiko paling minimum.

4.3 Hasil Pengujian dan Analisis untuk Data Uji

Untuk membentuk portofolio yang memberikan risiko paling minimum bagi investor perlu membandingkan tingkat risiko, *return* dari data *history* dan data yang paling terbaru (*uji*). Data *history* dari tahun 2005-2015 dan data *history* dari 2008-2018 sebagai tolak ukur dalam proporsi portofolio dari tiap saham yang dibentuk untuk dapat menentukan tingkat risiko dan tingkat *return* dari data uji. Berikut ini merupakan hasil perhitungan tingkat *return* dari perumusan (3) dan tingkat risiko dari perumusan (6) menggunakan data uji dari tahun 2016 sampai dengan 2018 dari Teknik *K-means* clustering.

Tabel 4.9

Hasil Data Uji Periode 2016-2018 Terhadap Jumlah Cluster, *Return* Portofolio dan Risiko Portofolio yang Terbentuk untuk Data *History* Periode 2005-2015

Jumlah Cluster	Expected Return	Risiko
2	0.56%	4.75%
3	1.39%	5.59%
4	1.12%	4.42%
5	1.12%	4.40%
6	0.80%	3.19%
7	0.81%	3.12%
8	0.77%	3.01%
9	0.79%	2.79%
10	0.49%	2.58%

Tabel 5.0

Hasil Data Uji Periode 2005-2007 Terhadap Jumlah Cluster, *Return* Portofolio dan Resiko Portofolio yang Terbentuk.

Jumlah Cluster	Expected Return	Resiko
2	0.44%	5.37%
3	0.53%	5.13%
4	0.94%	6.01%
5	0.85%	4.74%
6	0.87%	4.74%
7	0.87%	4.37%
8	0.84%	4.15%
9	1.09%	5.66%
10	0.92%	5.02%

Hasil tabel di atas menggunakan data *return* mingguan dari data uji 2016-2018 dan dari tahun 2005-2007, data uji tersebut berguna untuk mengetahui tingkat perbandingan dari nilai risiko dan nilai *return* portofolio. Dan dapat disimpulkan bahwa pergerakan pada titik minimum risiko pada data uji dengan proporsi yang sama dengan data *history* menghasilkan tingkat *return* dan tingkat risiko yang berbeda. Untuk lebih jelas dalam mengetahui pergerakan portofolio yang terbentuk, berikut yang terlampir dalam (B.1) dan (B3) merupakan hasil perbandingan tingkat risiko dan tingkat *return* dari tiap data *history* dan data uji. Untuk setiap nomer cluster yang dilakukan, dengan 100 kali iterasi untuk tingkat proporsi yang berbeda-beda untuk setiap titik (lingkaran).

Berdasarkan data pada kurva yang diperoleh dari kurva yang terlampir (B.1), menjelaskan bahwa portofolio dengan tingkat *return* dan risiko, antara data *history* dan data uji memiliki hasil yang berbeda. Dimana pada tingkat kenaikan *return* (μv) secara konstan pada data *history*, memiliki nilai yang berbanding terbalik dengan data uji, yang mana jika pada data *history* antara tingkat *return* dan tingkat risiko yang selalu bergerak keatas (positif) untuk masing-masing clusternya. Sedangkan pada data uji tingkat *return* dan tingkat risikonya memiliki nilai yang cenderung tidak pasti, terletak pada cluster 2 data uji yang hasil tingkat *return* dan tingkat risikonya bergerak keatas (positif) searah dengan data *history*, namun pada cluster 3 dan cluster 10 hasilnya berbanding terbalik, dimana tingkat *return*nya cenderung turun. Penyebab adanya perbedaan hasil antara data *history* dan data uji adalah.

- 1) Periode antara data *history* dan data uji berbeda yang mengakibatkan adanya ketidaksesuaian penerapan pembobotan pada masing-masing aset di *cluster* yang terbentuk dari data uji yang mengakibatkan *return* dan risiko pada data uji bernilai negatif. Jika penerapan pembobotan pada data uji tepat, maka akan menghasilkan nilai *return* dan nilai risiko yang berbanding lurus dengan data *history*.
- 2) Pergerakan harga saham data *history* dari tahun 2005 sampai 2018, cenderung mengalami penurunan di tahun 2008, dimana pada tahun 2008 saham memberikan *return* terendah selama periode data *history*. Berdasarkan laporan perekonomian Indonesia publikasi bank tahun 2008. Dan pada saat triwulan II/2009, perekonomian Indonesia semakin membaik. Sedangkan pergerakan harga saham pada data uji cenderung stabil dimana kenaikan dan penurunan harga saham tidak begitu jauh nilainya. Pada 2 cluster saham pada perusahaan Darya Varia Laboratory (sebagai aset satu) pada periode data uji mengalami penurunan tetapi pada perusahaan Indo Kordosa (sebagai aset dua) mengalami kenaikan, ini yang mengakibatkan adanya perbedaan hasil data uji cluster 2 dengan jumlah cluster lainnya.

Berdasarkan data pada kurva yang diperoleh dari kurva yang terlampir (B.3), menjelaskan bahwa portofolio dengan tingkat *return* dan risiko, antara data *history* dan data uji memiliki hasil yang tidak jauh berbeda. Dimana pada tingkat kenaikan *return* (μv) secara konstan pada data *history*, memiliki nilai yang berbanding lurus dengan data uji. Sedangkan pada data uji tingkat *return* dan tingkat risikonya memiliki nilai yang cenderung tidak pasti, terletak pada cluster 4 dan 5 data uji yang hasil tingkat *return* dan tingkat risikonya bergerak tidak searah dengan data *history*, namun pada cluster lainnya hasilnya berbanding lurus, dimana tingkat *return*nya cenderung naik. Penyebab adanya perbedaan hasil antara data *history* dan data uji adalah pada cluster 4 dan 5 adalah.

- 1) Periode antara data *history* dan data uji berbeda yang mengakibatkan adanya ketidaksesuaian penerapan pembobotan pada masing-masing aset di *cluster* yang terbentuk dari data uji yang mengakibatkan *return* dan risiko pada data uji bernilai negatif. Jika penerapan pembobotan pada data uji tepat, maka akan menghasilkan nilai *return* dan nilai risiko yang berbanding lurus dengan data *history*.
- 2) Adanya perbedaan pergerakan harga saham data *history* dari tahun 2008 sampai 2018 dengan data ujinya pada saham yang terbentuk.

Berikut ini tabel untuk hasil dari teknik *Fuzzy C-means* pada setiap cluster yang terbentuk dengan menggunakan data uji.

Tabel 5.1

Hasil Data Uji Periode 2016-2018 Terhadap Jumlah Cluster, *Return* Portofolio dan Risiko Portofolio yang Terbentuk.

Jumlah Cluster	Expected Return	Resiko
2	0.91%	3.9%
3	0.52%	3.15%
4	0.56%	3.01%
5	0.69%	2.72%
6	0.75%	2.17%
7	0.53%	1.79%
8	0.50%	1.76%
9	0.33%	1.40%
10	0.33%	1.40%

Tabel 5.2

Hasil Data Uji Periode 2005-2007 Terhadap Jumlah Cluster, *Return* Portofolio dan Risiko Portofolio yang Terbentuk.

Jumlah Cluster	Expected Return	Resiko
2	0.99%	7.11%
3	0.87%	5.63%
4	1.23%	5.70%
5	1.14%	4.54%
6	1.33%	4.65%
7	1.07%	3.64%
8	1.03%	3.39%
9	0.90%	2.62%
10	0.72%	2.52%

Hasil tabel di atas menggunakan data *return* mingguan dari data uji tahun 2016-2018 dan dari data uji periode 2005-2007, data uji tersebut berguna untuk mengetahui tingkat perbandingan dari nilai risiko dan nilai *return* portofolio. Dan dapat disimpulkan bahwa pergerakan pada titik minimum risiko pada data uji dengan proporsi yang sama dengan data *history* menghasilkan tingkat *return* dan tingkat risiko yang berbeda. Untuk lebih jelas dalam mengetahui pergerakan portofolio yang terbentuk, berikut yang terlampir dalam (B.2) dan (B.4) merupakan hasil perbandingan tingkat risiko dan tingkat *return* dari tiap data *history* dan data uji. Untuk setiap nomer cluster yang dilakukan, dengan 100 kali iterasi untuk tingkat proporsi yang berbeda-beda untuk setiap titik (lingkaran).

Berdasarkan data pada kurva yang diperoleh dari kurva yang terlampir (B.2), menjelaskan bahwa portofolio dengan tingkat *return* dan risiko, antara data *history* dan data uji memiliki hasil yang berbeda. Dimana pada tingkat kenaikan *return* (μv) secara konstan pada data *history*, memiliki nilai yang berbanding terbalik dengan data uji, yang mana jika pada data *history* antara tingkat *return* dan tingkat risiko yang selalu bergerak keatas (positif) untuk masing-masing clusternya. Sedangkan pada data uji tingkat *return* dan tingkat risikonya memiliki nilai yang cenderung tidak pasti, terletak pada cluster 2 data uji yang hasil tingkat *return* dan tingkat risikonya bergerak keatas (positif) searah dengan data *history*, namun pada cluster 3 dan cluster 10 hasilnya berbanding terbalik, dimana tingkat *return*nya cenderung turun. Penyebab adanya perbedaan hasil antara data *history* dan data uji adalah.

- 1) Periode antara data *history* dan data uji berbeda yang mengakibatkan adanya ketidaksesuaian penerapan pembobotan pada masing-masing aset di cluster yang terbentuk dari data uji yang mengakibatkan *return* dan risiko pada data uji bernilai negatif. Jika penerapan pembobotan pada data uji tepat, maka akan menghasilkan nilai *return* dan nilai risiko yang berbanding lurus dengan data *history*.
- 2) Pergerakan harga saham data *history* dari tahun 2005 sampai 2018 cenderung mengalami penurunan di tahun 2008, dimana pada tahun 2008 saham memberikan *return* terendah selama periode data *history*. Berdasarkan laporan perekonomian Indonesia publikasi bank tahun 2008. Dan pada saat triwulan II/2009, perekonomian Indonesia semakin membaik. Sedangkan pergerakan harga saham pada data uji cenderung stabil dimana kenaikan dan penurunan harga saham tidak begitu jauh nilainya.

Berdasarkan data pada kurva yang diperoleh dari kurva yang terlampir (B.4), menjelaskan bahwa portofolio dengan tingkat *return* dan risiko, antara data *history* dan data uji memiliki hasil yang selaras. Dimana pada tingkat kenaikan *return* (μv) secara konstan pada data *history*, memiliki nilai yang berbanding lurus dengan data uji. Terletak pada semua jumlah cluster data uji yang hasil tingkat *return* dan tingkat risikonya bergerak keatas (positif)

searah dengan data *history*. Dan ini salah satu bukti dari penerapan dari data uji dengan data *history* yang dilakukan secara teoritik saling konsisten.

4.4 Hasil Analisis untuk Kinerja Portofolio

Berdasarkan data yang telah diperoleh baik dengan teknik *K-means* maupun teknik *Fuzzy C-means* dengan menghitung risiko dan *return*, maka perlu dibandingkan dengan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG), agar data mengetahui apakah data yang diperoleh relevan dan hasilnya jauh lebih baik dari IHSG ataupun hasilnya tidaklah relevan untuk digunakan dalam pembentukan manajemen portofolio. Berikut tabel untuk melihat perbandingan dari setiap Teknik dengan hasil dari website resmi IHSG.

Tabel 5.3
Perbandingan Tingkat Return Hasil Analisis Dengan Tingkat Return IHSG Perminggu.

Jenis Data	Metode yang Digunakan		Return dari IHSG
	K-Means	Fuzzy C-means	
History 2005-2015	0.62%	0.78%	0.63%
History 2008-2018	0.35%	0.63%	0.47%
Uji 2016-2018	0.49%	0.33%	0.25%
Uji 2005-2007	0.84%	0.72%	0.79%

Dapat dikatakan dari hasil tabel diatas, bahwa data *history* untuk tahun 2005-2015 dan 2008-2018 menggunakan teknik *Fuzzy C-means* lebih baik dalam membantu mencari portofolio dalam menghasilkan *return* yang paling besar dengan tingkat risiko yang paling minimum dibandingkan dengan Teknik K-means. Dimana *return* yang dihasilkan jauh lebih besar dibandingkan dengan patokan dasar perhitungan portofolio yaitu IHSG dengan hasil *return* $\pm 0.15\%$ dan $\pm 0.16\%$ diatas IHSG, yang mana dapat dikatakan bahwa pemilihan saham dengan bantuan teknik Fuzzy C-means dapat menjadi alternative investor dalam menentukan portofolio.

Sebaliknya jika hasil yang didapat menggunakan dengan data uji baik tahun 2016-2018 dan 2005-2007 teknik *K-means* jauh lebih baik dalam menghasilkan portofolio dengan *return* yang lebih besar dibandingkan dengan IHSG dengan hasil *return* $\pm 0.28\%$ dan $\pm 0.05\%$.

5. Kesimpulan

Berdasarkan dari hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

- 1) Cara mengimplementasikan model Markowitz dengan bantuan teknik *clustering* yaitu dengan membagi data yang digunakan menjadi dua, data *history* dan data uji. Dari data *history* dapat dikelompokkan berdasarkan klasifikasi dari metode yang ada, lalu dari setiap cluster yang terbentuk dari tiap metode dipilih satu saham dengan *return* mingguan yang paling besar, ini berguna mempermudah mencari titik *return* yang bagus pada tingkat risiko yang minimum. Perhitungan untuk menghitung tingkat risiko dititik paling minimum dan *return tertentu* menerapkan pengimplementasian dari model Markowitz *Mean Variance*.
- 2) Pengaruh dari penambahan teknik *clustering* terhadap kinerja portofolio yaitu hasil dari perhitungan *return* dengan menggunakan metode Fuzzy jauh signifikan lebih besar dibandingkan dengan menggunakan metode K-means dengan tingkat risiko yang paling minimum pada setiap cluster di tiap metode.

Daftar Pustaka

- [1] Jogyanto Hartono. (2010). Teori Portofolio dan Analisis Investasi. Edisi Ketujuh. Yogyakarta: BPFE.
- [2] Kurniyati, Yuli. (2007). Analisa Portofolio Optimal Di Bursa Efek Jakarta Dengan Menggunakan Indeks Beta. Universitas Negeri Semarang.
- [3] Marek Capinski, Tomasz Zastawniak - Mathematics for Finance. An Introduction to Financial Engineering
- [4] Markowitz, H. (1952). *Portfolio selection*. Journal of Finance, 7, 77–91.
- [5] Östermark, R. (1996). *A fuzzy control model (FCM) for dynamic portfolio management*. Fuzzy Sets and Systems, 78, 243–254.
- [6] Suryaputra P., Adi, Febriliyan Samopa, dan Bakti Cahyo Hindayanto (2014). Klasterisasi dan Analisis Trafik Internet Menggunakan Fuzzy C-Means dengan Ekstraksi Fitur Data.
- [7] S.R. Nanda, B. Mahanty, M.K. Tiwari (2010) Clustering Indian stock market data for portfolio management. Expert Systems with Applications 37 (2010) 8793-8798
- [8] Silhouette. (2010). Indeks Silhouette .10 April 2018. [Online] Available at: <https://books.google.co.id/books?id=8y80BgAAQBAJ&pg=PA20&lpg=PA20&dq=Indeks+Silhouette.com>
- [9] Media publications. (2013). Jurnal 15441 Indeks Davies – Bouldin. 10 April 2018. [Online] Available at: http://eprints.dinus.ac.id/16498/1/jurnal_15441.pdf