

Clustering and Portfolio Optimization on LQ45 Stocks with Fuzzy C-Means and Single Index Model

Klasterisasi dan Optimalisasi Portofolio pada Saham LQ45 dengan *Fuzzy C-Means* dan *Single Index Model*

Risky Gunawan^{1*}, Geraldo Owen²

^{1,2}Program Studi Statistika, Universitas Tanjungpura

Email: h1091221022@student.untan.ac.id¹, h1091231024@student.untan.ac.id²

*Corresponding author

Received: 7 December 2024, revised: 28 February 2025, accepted: 13 March 2025

Abstract

Spreading money or capital across several assets through portfolio formation is more recommended when investing in stocks. The selection of the optimal portfolio can use the Fuzzy C-Means and Single Index Model methods. This research used stock data on the LQ45 Index from January 27, 2020, to November 27, 2024, with the results of 3 portfolios formed. Portfolio 1 has members ADRO, ANTM, and PTBA with an expected return value of 0.001123 and a risk of 0.000670 with a *sharpe* index performance of 1.393. Portfolio 2 has members BBNI, BMRI, and INCO with an expected return value of 0.000456 and a risk of 0.000524 which has a *sharpe* index of 0.509. Portfolio 3 with BBKA and INKP has an expected return of 0.000343 and a risk of 0.000453 with a performance of 0.338. For investors who are very risk tolerant, it is recommended to invest in portfolio 1, and for investors who are slightly risk tolerant, portfolio 2 will be suitable, and for investor who are intolerant of risk, portfolio 3 is more suitable. Based on the results obtained in this study, it can be concluded that portfolio building through clustering from Fuzzy C-Means and continued by portfolio weighting based on the Single Index Model produces an optimal portfolio with a fairly high *sharpe* index performance.

Keywords: Clustering, Fuzzy C-Means, LQ45, Portfolio, Single Index Model

Abstrak

Penyebaran uang atau modal pada beberapa aset melalui pembentukan portofolio lebih direkomendasikan dalam berinvestasi pada saham. Pemilihan portofolio yang optimal dapat menggunakan metode *Fuzzy C-Means* dan *Single Index Model*. Penelitian ini dilakukan menggunakan data saham Indeks LQ45 pada 27 Januari 2020 hingga 27 November 2024 dengan hasil terbentuk 3 portofolio. Portofolio 1 memiliki anggota ADRO, ANTM, dan PTBA dengan nilai *expected return* sebesar 0,001123 dan risiko sebesar 0,000670 dengan performa indeks *sharpe* sebesar 1,393. Portofolio 2 memiliki anggota BBNI, BMRI, dan INCO dengan nilai *expected return* sebesar 0,000456 dan risiko sebesar 0,000524 yang memiliki indeks *sharpe*



sebesar 0,509. Portofolio 3 dengan BBKA dan INKP memiliki *expected return* sebesar 0,000343 dan risiko sebesar 0,000453 dengan performa sebesar 0,338. Bagi investor yang sangat toleran dengan risiko direkomendasikan berinvestasi pada portofolio 1, dan untuk investor yang sedikit toleran dengan risiko akan cocok dengan portofolio 2, serta untuk investor yang tidak toleran dengan risiko cocok dengan portofolio 3. Berdasarkan hasil yang didapat pada penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa pembuatan portofolio melalui *clustering* dari *Fuzzy C-Means* dan dilanjutkan oleh pembobotan portofolio berdasarkan *Single Index Model* menghasilkan portofolio optimal dengan performa nilai indeks *sharpe* yang cukup tinggi.

Kata kunci: Klasterisasi, *Fuzzy C-Means*, LQ45, Portofolio, Model Indeks Tunggal

1. PENDAHULUAN

Investasi adalah kegiatan penyisihan uang ataupun modal dalam instrumen investasi dengan ekspektasi mendapatkan keuntungan di masa depan [3]. Salah satu bentuk instrumen yang sering diinvestasikan adalah saham [5], namun melakukan investasi hanya pada satu instrumen akan memiliki risiko yang tinggi karena jika instrumennya bangkut maka keseluruhan investasi juga gagal [10]. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk meminimalkan risiko ini adalah memilih saham-saham yang baik dengan metode *Clustering* [11].

Metode *Clustering* atau klasterisasi melakukan pengelompokkan pada sekumpulan objek ke dalam beberapa kelompok sedemikian rupa berdasarkan kemiripan antar objek sehingga titik-titik objek yang mirip termasuk dalam satu klaster yang sama dan titik-titik data yang berbeda termasuk dalam klaster lainnya [21]. Salah satu metode yang dapat digunakan dari metode klaster adalah *Fuzzy C-Means*.

Fuzzy C-Means dapat dimanfaatkan untuk mengelompokkan saham-saham berdasarkan harga penutupan saham sehingga membentuk klaster saham dengan harga tertentu. Klaster ini dapat dimanfaatkan untuk menjadi portofolio, dimana portofolio merupakan kombinasi dari beberapa aset. Portofolio ini dapat berbentuk aset nyata dan aset finansial yang dimiliki oleh investor [7]. Pemilihan aset-aset ini penting untuk memulai investasi sehingga investor perlu melakukan analisis dalam membentuk portofolio yang optimal [19].

Penentuan keoptimalan sebuah portofolio yang dibentuk dapat dilakukan dengan membandingkan nilai saham pada performa indeks pasar [13]. Metode-metode yang menggunakan indeks pasar sebagai penilaian bobot portofolio adalah *Capital Asset Pricing Model* (CAPM) dan *Single Index Model* (SIM). SIM mengasumsikan bahwa perubahan pasar memberikan pengaruh pada saham-saham lainnya dimana jika nilai pasar membaik maka harga saham-saham akan ikut naik [18]. Pada penelitian ini menggunakan Indeks Harga Saham Gabungan sebagai nilai pasar dan Indeks LQ45 sebagai indeks saham.

Penelitian terkait dilakukan oleh Pooja (2024) yang menggabungkan metode *clustering* dan CAPM, dengan hasil penggunaan *clustering* dan CAPM dapat digunakan sebagai strategi investasi yang lebih optimal dan efektif [14]. Pooja menyarankan penggunaan *Fuzzy C-Means* sebagai penelitian selanjutnya dan menyatakan CAPM memiliki kekurangan dalam memenuhi kondisi dunia nyata [14].

Kekurangan dari CAPM dapat diatasi menggunakan metode SIM. Pernyataan ini diteliti oleh Sholehah (2020) dan Noviani (2024) yang membandingkan metode CAPM dan SIM pada saham Indonesia dimana metode SIM dapat memberikan portofolio dengan risiko yang lebih kecil dibandingkan dengan CAPM [19] [12]. Metode *Clustering* dapat dimanfaatkan sebagai pemilihan kombinasi saham sebelum pembobotan portofolio metode SIM. Hal ini terbukti oleh penelitian Mutmainna (2024) yang membahas tentang penggabungan *K-Means Clustering* dengan *Single Index Model* dalam pembentukan portofolio pada Indeks JII, dengan hasil terbentuk 5 portofolio dengan performa portofolio yang baik [9].

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menggabungkan kedua metode *Fuzzy C-Means* dan *Single Index Model* dalam pembentukan portofolio pada Indeks LQ45 untuk digunakan investor sebagai pertimbangan investasi yang mempertimbangkan harga pasar atau IHSG, serta risiko dan harga dari saham individual. Tujuan lainnya adalah dengan tersebarnya pengetahuan pembentukan portofolio yang optimal, diharapkan dapat memicu minat calon investor Indonesia untuk berinvestasi.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Indeks LQ45

Indeks LQ45 adalah indeks pasar saham yang berada di Bursa Efek Indonesia (BEI) yang memiliki 45 saham dengan kinerja pasar terbaik dan nilai transaksi tertinggi dalam 1 tahun terakhir [8]. Penelitian ini menggunakan data harga penutupan saham harian pada saham-saham yang terdapat di indeks LQ45 yang masuk secara konsisten di periode 27 Januari 2020 hingga 26 November 2024, dimana terdapat 24 saham yang konsisten berada di dalam indeks LQ45 yang terlihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1. Daftar Perusahaan yang Terpilih

Ticker	Nama Perusahaan	Sektor
ADRO	PT Alam Sutera Realty Tbk	Pertambangan
ANTM	PT Aneka Tambang Tbk	Pertambangan
ASII	PT Astra International Tbk	Otomotif
BBCA	PT Bank Central Asia Tbk	Perbankan
BBNI	PT Bank Negara Indonesia Tbk	Perbankan
BBRI	PT Bank Rakyat Indonesia Tbk	Perbankan
BBTN	PT Bank Tabungan Negara Tbk	Perbankan
BMRI	PT Bank Mandiri Tbk	Perbankan
CPIN	PT Charoen Pokphand Indonesia Tbk	Makanan
EXCL	PT XL Axiata Tbk	Telekomunikasi
ICBP	PT Indofood CBP Sukses Makmur Tbk	Makanan
INCO	PT Vale Indonesia Tbk	Pertambangan
INDF	PT Indofood Sukses Makmur Tbk	Makanan
INKP	PT Indah Kiat Pulp & Paper Tbk	Kertas
INTP	PT Indocement Tunggul Prakarsa Tbk	Konstruksi
ITMG	PT Indo Tambangraya Megah Tbk	Pertambangan
KLBF	PT Kalbe Farma	Kesehatan
PGAS	PT Perusahaan Gas Negara Tbk	Energi
PTBA	PT Bukit Asam Tbk	Pertambangan
SMGR	PT Semen Indonesia Tbk	Konstruksi
TLKM	PT Telkom Indonesia Tbk	Telekomunikasi
TOWR	PT Sarana Menara Nusantara	Infrastruktur
UNTR	PT United Tractors Tbk	Pertambangan
UNVR	PT Unilever Indonesia	Konsumen

2.2 Return

Return adalah tingkat keuntungan maupun kerugian yang diperoleh dari kegiatan investasi, dimana investor bertujuan untuk memaksimalkan keuntungan tanpa melupakan risiko dari investasi [5]. Perhitungan *Return* saham menggunakan harga penutupan saham pada hari ini (S_{jt}) dan sebelumnya (S_{jt-1}) dimana dilakukan dengan Persamaan (2.1) [8].

$$R_{jt} = \frac{S_{jt} - S_{jt-1}}{S_{jt-1}} \quad (2.1)$$

Expected return adalah nilai ekspektasi keuntungan maupun kerugian dari berinvestasi yang merupakan rata-rata dari *return*, dimana nilai ini dapat dihitung dengan Persamaan (2.2) [10].

$$E(R_j) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n R_{jt} \quad (2.2)$$

Return aset bebas risiko adalah tingkat pengembalian yang pasti di masa depan karena tidak memiliki risiko [16]. Sumber untuk menentukan nilai *return* dari aset bebas risiko adalah data suku bunga Sertifikat Bank Indonesia [10]. *Return* aset bebas risiko dapat dihitung dengan Persamaan (2.3) [16] dan dibagi 20 untuk mendapatkan *return* secara harian, dimana nilai 20 ini didapat dari jumlah hari perdagangan di Bursa Efek Indonesia dalam satu bulan.

$$R_f = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n R_{ft} \quad (2.3)$$

2.3 Validasi Klaster

Validasi klaster dilakukan untuk memilih banyaknya klaster yang paling optimal dengan melakukan perhitungan validasi dari setiap klaster yang terbentuk [17]. Terdapat banyak metode yang dapat digunakan, salah satunya adalah *Davies Bouldin Index* (DBI). DBI dikembangkan oleh David L. Davies dan Donald W. Bouldin yang menggunakan rasio rata-rata jarak untuk setiap klaster dengan klaster lainnya untuk mengevaluasi kinerja dari klaster yang terbentuk [20]. Semakin kecil nilai DBI menunjukkan klaster yang lebih baik, dimana DBI dihitung sesuai banyaknya klaster (k) dengan Persamaan (2.4) [4].

$$DBI = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \max_{i \neq j} \left(\frac{SSW_i + SSW_j}{SSB_{ij}} \right) \quad (2.4)$$

SSW atau (*Sum of Square Within Cluster*) menyatakan nilai kohesi pada klaster yang dapat dihitung menggunakan Persamaan (2.5), dimana dihitung rata-rata jarak antara data saham di dalam klaster (S_t) dengan nilai centroid klaster i (c_i) menggunakan metode *Squared Euclidean* [1] [6].

$$SSW_i = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (S_t - c_i)^2 \quad (2.5)$$

SSB atau (*Sum of Square Between Cluster*) menyatakan nilai pemisahan antar klaster yang dapat dihitung menggunakan Persamaan (2.6), dimana dihitung jarak antara centroid klaster i (c_i) dan centroid klaster j (c_j) menggunakan metode *Squared Euclidean* [1] [6].

$$SSB_{ij} = (c_i - c_j)^2 \quad (2.6)$$

2.4 Fuzzy C-Means

Fuzzy C-Means adalah teknik pengelompokan yang keberadaan tiap titik data dalam sebuah klaster ditetapkan oleh derajat keanggotaan [15]. Tahapan algoritma perhitungan untuk *Fuzzy C-Means* adalah sebagai berikut [6].

1. Memasukkan data yang ingin di klaster X_{ij} dalam bentuk $i \times j$ matriks (i adalah banyaknya sampel data, j adalah banyaknya variabel)

- Menentukan banyaknya klaster yang digunakan (k), pangkat (m), iterasi maksimum, ekspektasi error terkecil (ϵ), fungsi objektif awal ($P_0 = 0$), dan iterasi awal ($t = 1$).
- Melakukan pembangkitan bilangan random u_{ic} dimana $i = 1, 2, \dots, n$ dan $c = 1, 2, \dots, k$ untuk menghitung jumlah dari setiap kolom menggunakan Persamaan (2.7).

$$Q_c = \sum_{c=1}^k u_{ic} \quad (2.7)$$

- Menghitung μ_{ic} sebagai elemen matriks partisi awal U. Matriks U berasal dari pembangkitan bilangan random berbentuk $i \times c$ yang dinormalisasikan hingga mendapatkan setiap jumlah baris dari matriks U bernilai satu. μ_{ic} dapat dihitung dengan Persamaan (2.8).

$$\mu_{ic} = \frac{u_{ic}}{Q_c} \quad (2.8)$$

- Menghitung nilai centroid dari cluster ke c , dimana $c = 1, 2, \dots, k$ dan $j = 1, 2, \dots, v$ dengan Persamaan (2.9).

$$V_{cj} = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{ic})^m X_{ij}}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ic})^m} \quad (2.9)$$

- Menghitung fungsi objektif pada iterasi ke l (P_l) dengan Persamaan (2.10).

$$P_l = \sum_{i=1}^n \sum_{c=1}^k \left(\left[\sum_{j=1}^v (X_{ij} - V_{cj})^2 \right] (\mu_{ic})^m \right) \quad (2.10)$$

- Menghitung perubahan dari matriks partisi baru, dimana $i = 1, 2, \dots, n$ dan $c = 1, 2, \dots, k$ dengan Persamaan (2.11).

$$\mu_{ic} = \frac{\left[\sum_{j=1}^v (X_{ij} - V_{cj})^2 \right]^{\frac{-1}{m-1}}}{\sum_{c=1}^k \left[\sum_{j=1}^v (X_{ij} - V_{cj})^2 \right]^{\frac{-1}{m-1}}} \quad (2.11)$$

- Mengecek kondisi berhenti dimana jika $|P_l - P_{l-1}| < \epsilon$ atau $l >$ iterasi maksimum maka iterasi berhenti. Jika tidak, maka $l = l + 1$ dan mengulang dari langkah 4.

2.5 Single Index Model

Single Index Model adalah bentuk penyederhanaan dari model Markowitz yang diperkenalkan oleh William Sharpe [7]. Tahapan pembentukan portofolionya adalah sebagai berikut [2] [3].

- Menghitung nilai *return* dan *expected return* dari masing-masing saham individual yang dinotasikan dengan (R_i) , $E(R_i)$ dan saham pasar yang dinotasikan dengan (R_m) , $E(R_m)$ menggunakan Persamaan (2.1) dan Persamaan (2.2).
- Menghitung nilai risiko atau standar deviasi dari masing-masing saham (σ_i) maupun pasar (σ_m) menggunakan Persamaan (2.12). Standar deviasi menggunakan nilai *return* dan *expected return* masing masing variabel.

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{n-1} \left(\sum_{t=1}^n (R_{jt} - E(R_j))^2 \right)} \quad (2.12)$$

- Menghitung nilai beta setiap saham sebagai nilai risiko dari masing-masing saham yang dapat dihitung dengan Persamaan (2.13).

$$\beta_i = \frac{\sigma_{im}}{\sigma_m^2} = \frac{\sum_{t=1}^n (R_{it} - E(R_i))(R_{mt} - E(R_m))}{\sum_{t=1}^n (R_{mt} - E(R_m))^2} \quad (2.13)$$

4. Menghitung nilai alpha yang berarti komponen *return* saham, alpha dapat dihitung dengan Persamaan (2.14).

$$\alpha_i = E(R_i) - (\beta_i \times E(R_m)) \quad (2.14)$$

5. Menghitung nilai residual variansi menggunakan Persamaan (2.15).

$$\sigma_{ei}^2 = \beta_i^2 \times \sigma_m^2 + \sigma_i^2 \quad (2.15)$$

6. Menghitung nilai *Excess Return to Beta* (**ERB_i**) menggunakan Persamaan (2.16) [13].

$$ERB_i = \frac{(E(R_i) - R_f)}{\beta_i} \quad (2.16)$$

7. Menghitung nilai *Cut off* menggunakan Persamaan (2.17) [13].

$$C_i^* = \frac{\sigma_m^2 \times A_i}{1 + \sigma_m^2 \times B_i} \quad (2.17)$$

Dengan **A_i** dihitung menggunakan Persamaan (2.18)

$$A_i = \frac{[E(R_i) - R_f]\beta_i}{\sigma_{ei}^2} \quad (2.18)$$

Dengan **B_i** dihitung menggunakan dengan Persamaan (2.19)

$$B_i = \frac{\beta_i^2}{\sigma_{ei}^2} \quad (2.19)$$

8. Menentukan kandidat saham yang akan masuk pada portofolio dimana yang terpilih adalah saham yang memiliki nilai ERB lebih besar dari atau sama dengan nilai *Maximal Cut off* (**ERB_i ≥ C_{maks}^{*}**)

9. Menghitung bobot dari setiap saham yang masuk dalam portofolio dengan menggunakan Persamaan (2.20).

$$W_i = \frac{Z_i}{\sum Z_i} \quad (2.20)$$

Nilai proporsi dari setiap saham atau **Z_i** menggunakan Persamaan (2.21)

$$Z_i = \left(\frac{\beta_i}{\sigma_{ei}^2} \right) (ERB_i - C_{maks}^*) \quad (2.21)$$

10. Menghitung nilai *return* portofolio yang terbentuk menggunakan Persamaan (2.22). Notasi x adalah jumlah saham yang masuk ke dalam portofolio.

$$R_p = \sum_{i=1}^x E(R_i) \times W_i \quad (2.22)$$

11. Menghitung nilai *expected return* portofolio yang terbentuk menggunakan Persamaan (2.23).

$$E(R_p) = \sum_{i=1}^x \alpha_i \times W_i + \left(\sum_{i=1}^x \beta_i \times W_i \right) E(R_m) \quad (2.23)$$

12. Menghitung nilai risiko portofolio yang terbentuk menggunakan Persamaan (2.24) [9] [10].

$$\sigma_p^2 = \left(\sum_{i=1}^x \beta_i \times W_i \right)^2 \sigma_m^2 + \left(\sum_{i=1}^x W_i^2 \times \sigma_{ei}^2 \right) \quad (2.24)$$

2.6 Indeks Sharpe

Indeks *sharpe* adalah metode yang digunakan untuk menghitung performa portofolio yang membandingkan *expected return* dengan risiko dari portofolio [19]. Indeks *sharpe* dihitung dengan menggunakan Persamaan (2.25) [19].

$$IS_p = \frac{E(R_p) - R_f}{\sigma_p^2} \quad (2.25)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data harga penutupan saham harian dari 24 saham yang konsisten masuk di indeks LQ45 dan saham IHSG di periode 27 Januari 2020 hingga 26 November 2024 dengan 1173 observasi. Data ini bersumber dari *website* Yahoo Finance yang dibantu dengan *software* RStudio untuk melakukan penyimpanan data. Selain itu, terdapat data lain yang digunakan yaitu data suku bunga dari Bank Indonesia (BI-Rate) dari Januari 2020 hingga November 2024. Penelitian ini menggunakan bantuan *software* RStudio dan Microsoft Excel untuk mempermudah perhitungan.

3.1 Return

Perhitungan *return* dilakukan pada 1173 harga penutupan saham dari 24 saham yang terpilih menggunakan Persamaan (2.1) lalu dihitung nilai *expected return* tersebut menggunakan Persamaan (2.2) dimana hasilnya dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1. Nilai Expected Return Saham

Saham	Expected Return	Saham	Expected Return	Saham	Expected Return
ADRO	0,00129	CPIN	-0,00007	KLBF	0,00020
ANTM	0,00105	EXCL	0,00006	PGAS	0,00022
ASII	-0,00001	ICBP	0,00018	PTBA	0,00051
BBCA	0,00046	INCO	0,00051	SMGR	-0,00074
BBNI	0,00048	INDF	0,00010	TLKM	-0,00012
BBRI	0,00026	INKP	0,00039	TOWR	0,00007
BBTN	0,00006	INTP	-0,00053	UNTR	0,00057
BMRI	0,00067	ITMG	0,00110	UNVR	-0,00102

Dari Tabel 3.1, dapat dilihat dari nilai *expected return*nya, ADRO adalah saham yang paling menguntungkan dan UNVR adalah saham yang paling tidak menguntungkan. *Expected return* positif mengindikasikan performa saham yang baik, sehingga dipilih saham dengan nilai positif untuk pembentukan portofolio. Dari 24 saham yang konsisten masuk di indeks LQ45, terdapat 18 saham yang memiliki nilai *return* positif yaitu ADRO, ANTM, BBCA, BBNI, BBRI, BBTN, BMRI, EXCL, ICBP, INCO, INDF, INKP, ITMG, KLBF, PGAS, PTBA, TOWR, dan UNTR.

Selanjutnya, *return* dan *expected return* dihitung pada data harga dari Indeks Harga Saham Gabungan, yang menghasilkan nilai *expected return* market sebesar 0,0002. Kemudian, nilai *return* aset bebas risiko periode Januari 2020 hingga November 2024 dihitung dengan menggunakan Persamaan (2.3), yang menghasilkan nilai sebesar 0,00379 dalam bulanan dan 0,00019 dalam

harian. *Return* aset bebas risiko harian akan digunakan pada penelitian ini, karena menggunakan data harga penutupan saham harian.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Nadir (2022) mendapatkan *return* aset bebas risiko sebesar 0,0003 untuk periode Juni 2019 hingga Juni 2021 dan penelitian Mutmainna (2024) mendapatkan *return* aset bebas risiko sebesar 0,003883 per bulan untuk periode Oktober 2018 – Oktober 2023. Perbedaan nilai *return* aset bebas risiko antar peneliti disebabkan oleh perbedaan periode penelitian harga saham yang digunakan. Penelitian ini menggunakan periode Januari 2020 hingga November 2024 karena semakin panjang periode pengamatan maka akan menghasilkan hasil analisis yang lebih baik, dengan mempertimbangkan aspek-aspek seperti dampak pandemi pada tahun 2020.

3.2 Validasi Cluster

Penelitian ini menggunakan *Davies-Bouldin Index* (DBI) sebagai penentu kluster optimal dengan melakukan perhitungan pada kluster 2 hingga kluster 8 yang dirincikan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2. Nilai *Davies-Bouldin Index*

Jumlah Kluster	DBI
2	0,3150873
3	0,1355242
4	0,5273041
5	0,3150873
6	0,1355242
7	0,5273041
8	0,3150873

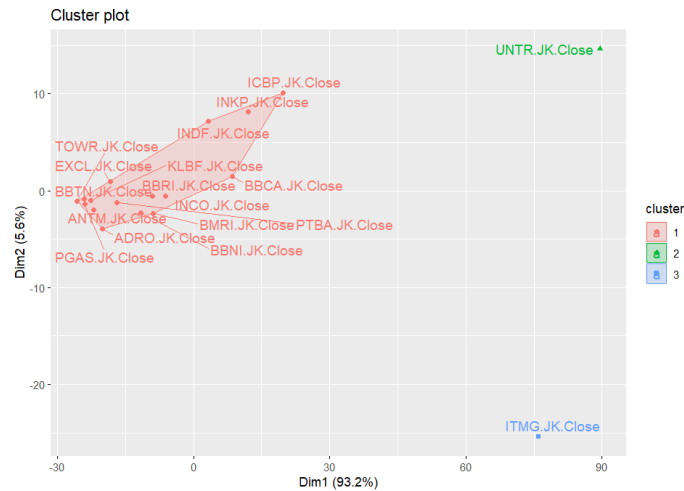
Penentuan kluster optimal menggunakan DBI menggunakan nilai indeks yang mendekati nol dan bernilai positif [4]. Berdasarkan hasil Tabel 3.2, dapat dilihat bahwa 3 kluster dan 6 kluster memiliki nilai DBI terkecil sehingga akan dibentuk kelompok berdasarkan 3 kluster dan 6 kluster. Nilai 0,1355242 terbilang sebagai kluster yang sangat optimal karena memiliki nilai yang mendekati nol, serta jika dibandingkan dengan penelitian-penelitian sebelumnya seperti penelitian yang dilakukan oleh Sopyan (2022) menggunakan kluster dengan indeks yang bernilai 0,535 sebagai kluster yang paling optimal dari kluster yang terbentuk lainnya maupun penelitian oleh Fauzi (2023) menggunakan kluster dengan nilai indeks sebesar 0,406 dari kluster lainnya sebagai kluster optimal.

3.3 Fuzzy C-Means

Berdasarkan nilai validasi dari Tabel 3.2, maka dilakukan pembentukan 3 kluster dan 6 kluster menggunakan metode *Fuzzy C-Means* yang menggunakan iterasi maksimum sebesar 1000, rank sebesar 2, dan ekspektasi error terkecil sebesar 1×10^{-9} . Hasil plot kluster didapat dengan menggunakan Persamaan (2.7) hingga Persamaan (2.11) yang dibantu menggunakan *software* RStudio untuk mempermudah perhitungan.

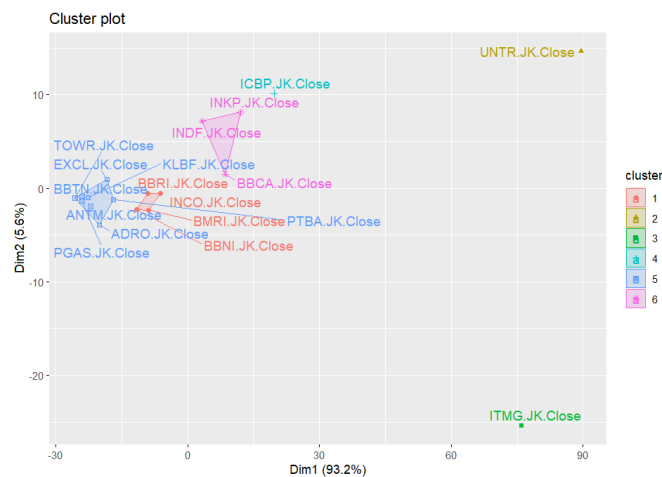
JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Risky Gunawan, Geraldo Owen



Gambar 3.1. Plot 3 Klaster *Fuzzy C-Means*

Berdasarkan Gambar 3.1, dapat dilihat bahwa hanya terbentuk 1 klaster yang memiliki lebih dari satu variabel yaitu klaster 1 dengan banyak 16 saham yaitu ADRO, ANTM, BBBCA, BBNI, BBRI, BBTN, BMRI, EXCL, ICBP, INCO, INDF, INKP, KLBF, PGAS, PTBA, dan TOWR. Penggunaan klaster digunakan untuk memisahkan saham-saham pada kelompok yang berbeda-beda, namun pada hasil 3 klaster tidak terdapat banyak perbedaan yang terjadi yang disebabkan oleh nilai saham UNTR dan ITMG yang sangat berbeda jika dibandingkan dengan saham-saham lainnya. Hal ini menyebabkan peneliti perlu melakukan perhitungan untuk pembentukan 6 klaster demi melihat perbedaan kelompok-kelompok yang terbentuk, dimana hasil pembentukan ini dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2. Plot 6 Klaster *Fuzzy C-Means*

Berdasarkan Gambar 3.2, dapat dilihat bahwa hanya terbentuk 3 klaster yang memiliki lebih dari satu variabel yaitu klaster 1, klaster 4, dan klaster 6 dimana klaster yang telah terbentuk ini akan digunakan sebagai portofolio dengan rincian sebagai berikut yang dapat dilihat di Tabel 3.3.

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Risky Gunawan, Geraldo Owen

Tabel 3.3. Portofolio yang Terbentuk

Portofolio	List Saham
1	ADRO, ANTM, BBTN, EXCL, KLBF, PGAS, PTBA, TOWR
2	BBNI, BBRI, BMRI, INCO
3	BBCA, INDF, INKP

Penelitian tentang penggunaan *Fuzzy C-Means* pada data saham indeks LQ45 pernah dilakukan oleh Hasibuan, R.A dkk pada tahun 2021 yang membandingkan hasil portofolio dari 2 sampai 4 cluster dimana portofolio yang memiliki return tertinggi adalah saham INKP, TBIG, dan TOWR. Pada penelitian ini INKP dan TOWR masih masuk kedalam portofolio yang akan terbentuk, namun TBIG sudah terlepas dari indeks LQ45 sejak Februari 2024.

3.4 Single Index Model

Alpha, beta, dan residual variansi memiliki peran yang penting untuk membentuk portofolio yang optimal [13]. Pertama-tama dihitung nilai variansi dari saham IHSG menggunakan Persamaan (2.12) yang dikuadratkan sehingga dihasilkan nilai variansi saham IHSG sebesar 0,00011. Saham yang terpilih berdasarkan metode *Fuzzy C-Means* adalah 15 saham, maka selanjutnya akan dilakukan perhitungan untuk saham-saham yang terpilih untuk menentukan alpha, beta, variansi, dan residual variansi dengan menggunakan Persamaan (2.12) hingga Persamaan (2.15) yang dapat dilihat pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4. Nilai Alpha, Beta, Variansi, dan Residual Variansi Setiap Saham

Portofolio	Saham	Alpha	Beta	Variansi	Residual Variansi
1	ADRO	0,00102	1,34436	0,00080	0,00099
	ANTM	0,00074	1,55625	0,00101	0,00127
	BBTN	-0,00024	1,49346	0,00065	0,00089
	EXCL	-0,00020	1,33133	0,00072	0,00091
	KLBF	0,00005	0,79780	0,00046	0,00053
	PGAS	-0,00006	1,42403	0,00072	0,00094
	PTBA	0,00027	1,25911	0,00067	0,00084
	TOWR	-0,00009	0,84450	0,00045	0,00052
2	BBNI	0,00019	1,51500	0,00049	0,00073
	BBRI	-0,00003	1,50149	0,00046	0,00070
	BMRI	0,00037	1,50531	0,00047	0,00071
	INCO	0,00025	1,30437	0,00084	0,00102
3	BBCA	0,00024	1,09329	0,00027	0,00039
	INDF	-0,00005	0,80306	0,00031	0,00038
	INKP	0,00114	1,53531	0,00089	0,00114

Selanjutnya akan dilakukan pemilihan kandidat portofolio optimum menggunakan nilai ERB masing-masing saham dan *maximum cut off* portofolio ($ERB_i \geq C^*_{maks}$) yang dirincikan pada Tabel 3.5. Berdasarkan nilai cut offnya, portofolio 1 memiliki nilai maksimal sebesar 0,000133 yang berasal dari saham ADRO, portofolio 2 bernilai 0,0000804 dari saham BMRI, dan portofolio 3 bernilai 0,000060 dari saham BBCA.

Tabel 3.5. Pemilihan Kandidat Portofolio Optimum

Portofolio	Saham	ERB	C*	Keterangan
1	ADRO	0,00082	0,000133	Kandidat
	ANTM	0,00054	0,000094	Kandidat

JURNAL MATEMATIKA, STATISTIKA DAN KOMPUTASI

Risky Gunawan, Geraldo Owen

	BBTN	-0,00009	-0,000019	Bukan Kandidat
	EXCL	-0,00010	-0,000017	Bukan Kandidat
	KLBF	0,00002	0,0000019	Bukan Kandidat
	PGAS	0,00002	0,0000035	Bukan Kandidat
	PTBA	0,00026	0,0000432	Kandidat
	TOWR	-0,00014	-0,0000178	Bukan Kandidat
2	BBNI	0,00019	0,000049	Kandidat
	BBRI	0,00005	0,000012	Bukan Kandidat
	BMRI	0,00032	0,0000804	Kandidat
	INCO	0,00025	0,000037	Kandidat
3	BBCA	0,00024	0,000060	Kandidat
	INDF	-0,00011	-0,000016	Bukan Kandidat
	INKP	0,00013	0,000024	Kandidat

Berdasarkan hasil pemilihan kandidat portofolio berdasarkan *Single Index Model* pada Tabel 3.5 maka terbentuk portofolio baru yang terinci pada Tabel 3.6.

Tabel 3.6. Portofolio Baru yang Terbentuk

Portofolio	List Saham
1	ADRO, ANTM, PTBA
2	BBNI, BMRI, INCO
3	BBCA, INKP

Dari Tabel 3.6 dapat dilihat bahwa hasil portofolio dari gabungan metode *Fuzzy C-Means* dan *Single Index Model* pada Indeks LQ45 membentuk 3 portofolio dengan anggota sebanyak 2 hingga 3 saham.

3.5 Portofolio *Single Index Model*

Berdasarkan pembentukan portofolio dari Tabel 3.6 akan dihitung proporsi dan bobot dari saham individual yang terdapat pada portofolio, lalu dihitung nilai *return*, *expected return*, risiko portofolio, dan indeks *sharpe* menggunakan Persamaan (2.20) hingga Persamaan (2.25) yang dapat dilihat pada Tabel 3.7.

Tabel 3.7. Nilai Portofolio *Single Index Model*

Portofolio	Saham	Proporsi Saham	Bobot	Return Portofolio	Expected Return Portofolio	Risiko Portofolio	Indeks Sharpe
1	ADRO	0,9248	56,89%	0,001123	0,001123	0,000670	1,393
	ANTM	0,5160	31,74%				
	PTBA	0,1849	11,37%				
2	BBNI	0,2368	25,03%	0,000586	0,000456	0,000524	0,509
	BMRI	0,4978	52,62%				
	INCO	0,2115	22,35%				
3	BBCA	0,5097	83,65%	0,000446	0,000343	0,000453	0,338
	INKP	0,0982	16,15%				

Berdasarkan Tabel 3.7, pemilihan portofolio dapat disesuaikan dengan 3 tipe investor. Investor tipe pertama yang sangat toleran dengan risiko demi mendapatkan *return* yang tinggi cocok dengan portofolio 1 yang berisi ADRO, ANTM, dan PTBA karena memiliki *Expected return* terbesar

dibandingkan portofolio lainnya dengan nilai 0,001123. Investor tipe kedua yang netral terhadap risiko cocok dengan portofolio 2 yang berisi BBNI, BMRI, dan INCO karena memiliki risiko yang lebih tinggi dari portofolio 3 dengan mendapatkan *Expected return* yang sedikit lebih tinggi. Selanjutnya, investor tipe ketiga yang sangat tidak toleran dengan risiko akan cocok dengan portofolio 3 yang berisi BBKA dan INKP karena memiliki risiko terkecil dibandingkan portofolio lainnya dengan nilai 0,000453.

Performa portofolio menggunakan indeks *sharpe* dinilai dari besar nilai indeks, dimana semakin tinggi nilainya mengindikasikan performa yang lebih baik. Berdasarkan nilai indeksnya, maka portofolio 1 sangat direkomendasikan karena memiliki nilai sebesar 1,393 yang mendominasi portofolio lainnya.

Hasil dari penelitian Nadir (2022) yang menggunakan metode SIM pada Indeks LQ45 periode Juni 2019 hingga 2021 membentuk satu portofolio dengan 7 saham yaitu MIKA, JPFA, ITMG, INKP, INDF, PTPP, dan PGAS yang memiliki *Expected return* bernilai 0,013 dan risiko sebesar 0,01922 per bulan. Selanjutnya hasil dari penelitian Mutmainna (2024) yang menggunakan *K-Means Clustering* dan SIM pada Indeks Saham Syariah (JII) pada Oktober 2018 hingga 2023 menghasilkan 5 portofolio dengan masing-masing kriteria, dimana terbentuk portofolio dengan *Expected return* terbesar senilai 0,02504 dengan risiko sebesar 0,01471 dan portofolio dengan risiko terkecil senilai 0,0714 dengan *return* sebesar 0,01343. Perbandingan ini menunjukkan terdapat perbedaan antara penelitian ini dengan penelitian sebelumnya, faktor pembeda antar hasil penelitian adalah penggunaan data historis ataupun indeks saham.

4. KESIMPULAN

Fuzzy C-Means mengelompokkan berdasarkan harga saham, lalu dilanjutkan dengan *Single Index Model* yang memilih kandidat portofolio berdasarkan performa saham yang dibandingkan dengan performa pasar dan juga digunakan dalam menghitung bobot, *Expected return*, serta risiko. Berdasarkan hasil penelitian ini dapat disimpulkan bahwa melakukan pembobotan *Single Index Model* setelah pembentukan kluster dari *Fuzzy C-Means* dapat dilakukan dan mampu menghasilkan portofolio optimal dengan nilai indeks *sharpe* yang lebih besar dari 1.

Pada penelitian ini, terbentuk tiga portofolio dengan performa yang berbeda-beda. Portofolio 1 dengan saham ADRO, ANTM, dan PTBA memiliki nilai *Expected return* sebesar 0,001123 dan risiko sebesar 0,000670 dengan performa indeks *sharpe* sebesar 1,393 sangat cocok untuk investor yang toleran dengan risiko dan menginginkan *return* yang tinggi. Selanjutnya, portofolio 2 dengan saham BBNI, BMRI, dan INCO yang memiliki *Expected return* bernilai 0,000456 dan risiko senilai 0,000524 dengan performa indeks *sharpe* sebesar 0,509, akan cocok dengan investor netral yang toleran dengan sedikit risiko untuk mendapatkan tambahan *return*. Serta, portofolio 3 dengan saham BBKA dan INKP memiliki nilai *Expected return* sebesar 0,000343 dan risiko sebesar 0,000453 dengan performa indeks *sharpe* sebesar 0,338 cocok untuk investor yang sangat tidak toleran dengan risiko.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Amrulloh, K., Pudjiantoro, T. H., Sabrina, P. N., & Hadiana, A. I., 2022. Comparison Between Davies-Bouldin Index And Silhouette Coefficient Evaluation Methods In Retail Store Sales Transaction Data Clusterization Using K-Medoids Algorithm. In *Paraguay: 3rd South American International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, 1952-1961.
- [2] Chasanah, S. I., 2023. Sukuk Tabungan Sebagai Return Aset Bebas Risiko Pada Model Indeks Tunggal Dalam Pembentukan Portofolio Optimal Saham Jakarta Islamic Index. *STATMAT (Jurnal Statistika dan Matematika)*. Vol. 5, No. 1, 31-36.

- [3] Dewi, L., Handojo, A., & Chrislie, Y., 2017. Single Index Model Portfolio Formation Application. *Journal of Telecommunication, Electronic, and Computer Engineering*, 1-5.
- [4] Fauzi, I. F., Resmi, M. G., & Hermanto, T. I., 2023. Penentuan Jumlah Cluster Optimal Menggunakan Davies Bouldin Index pada Algoritma K-Means untuk Menentukan Kelompok Penyakit. *JUMANJI (Jurnal Mastarakat Informatika Unjani)*, Vol. 7, No. 2, 1-15.
- [5] Hasibuan, R. A., Rizki, S. W., & Perdana, H., 2021. Perbandingan Metode Fuzzy Clustering Means Dan Single Linkage Pada Pengelompokan Saham Lq45. *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, Vol. 10, No. 3, 361-368.
- [6] Khulaidah, E. Z., & Irsalinda, N., 2020. FCM Using Squared Euclidean Distance For E-Commerce Classification In Indonesia. In *J. Phys.: Conf. Ser. 1613 012071*. 1-8.
- [7] Lestari, E., Sulistianingsih, E., & Imro'ah, N., 2019. Penentuan Portofolio Saham Optimal Menggunakan Algoritma Genetika. *Buletin Imliah Mat. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, Vol. 8, No. 2, 193-200.
- [8] Lestari, N. P., 2021. Simulation Of Optimal Portfolio Using Single Index Model And Markowitz Model On Lq-45 Index Shares for 2018. *JBMP*, Vol. 7, No. 1, 1-48.
- [9] Mutmainna, A., Nurwahidah, & Anugrawati, S. D., 2024. Stock Portfolio Optimization Using Single Index Model (SIM) with Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) Approach. *Eigen Mathematics Journal*, Vol. 7, No. 2, 130-138.
- [10] Nadir, M., & Dewi, A. R., 2022. Single Index Model in Optimal Portfolio Formation On Stock Index LQ 45. *Jurnal Economic Resources*, Vol. 5, No. 2, 236-248.
- [11] Nanda, S., Mahanty, B., & Tiwari, M., 2010. Clustering Indian stock market data For portfolio management. *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, No. 12, 8793-8798.
- [12] Noviani, D., Sipahutar, D. H., Sudaryo, Y., & Sofiati, N. A., 2024. Comparative Analysis Of Investment Return Calculations Between Single Index Model (SIM), Capital Asset Pricing Model (CAPM), and Arbitrage Pricing Theory (APT) in 8 Mining Company Sectors. *Journal Eduvest*, Vol. 4, No. 9, 7560-7575.
- [13] Partono, T., Widiyanto, Yulianto, A., & Vidayanto, H., 2017. The Analysis of Optimal Portfolio Forming with Single Index Model on Indonesian Most Trusted Companies. *International Research Journal of Finance and Economics*, No. 163, 50-59.
- [14] Pooja, R., Kayal, P., & Maiti, M., 2024. Enchancing portfolio decision-making: a capital asset pricing model-based clustering analysis. *Journal of Economic Studies*, Vol. 51, No. 9, 358-379.
- [15] Purnamasari, S. B., Yasin, H., & Wuryandari, T., 2014. Pemilihan Cluster Optimum Pada Fuzzy C-Means (Studi Kasus: Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Provinsi Jawa Tengah Berdasarkan Indikator Indeks Pembangunan Manusia. *Jurnal Gaussian*, Vol. 3, No. 3, 491-498.
- [16] Rahmadi, M. D., Yahya, L., & Nuha, A. R., 2024. Business Index 27 Stock Portfolio Optimization Using the Black Litterman Model Accompanied by Value At Risk Calculation. *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi*, Vol. 21, No. 1, 136-146.
- [17] Rahmatika, L., Suparti, & Safitri, D., 2015. Analisis Kelompok Dengan Algoritma Fuzzy C-Means dan Gustafson Kessel Clustering pada Indeks LQ45. *Jurnal Gaussian*, Vol. 4, No. 3, 543-551.
- [18] Saputra, E., Satyahadewi, N., & Sulistianingsih, E., 2014. Penggunaan Value At Risk Dalam Analisis Risiko Pada Portofolio Single Index Model (Studi Kasus Data Saham LQ 45). *Buletin Ilmiah Mat. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, Vol. 3, No. 3, 215-222.
- [19] Sholehah, N. A., Permadhy, Y. T., & Yetty, F., 2020. The Comparison of Optimal Portfolio Formation Analysis with Single Index Model and Capital Asset Pricing Model in Making Investment Decision. *European Journal of Business and Management Research*, Vol. 5, No. 4.

- [20] Sopyan, Y., Lesmana, A. D., & Juliane, C., 2022. Analisis Algoritma K-Means dan Davies Bouldin Index dalam Mencari Cluster Terbaik Kasus Perceraian di Kabupaten Kuningan. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, Vol. 4, No. 3, 1464-1470.
- [21] Tempola, F., & Assagaf, A. F., 2018. Clustering of Potency of Shrimp in Indonesia with K-Means Algorithm and Validation of Davies-Bouldin Index. In *Atlantis Highlights in Engineering*. 730-733.