



Pembentukan Portofolio *Mean-Semivariance* Berbasis Seleksi Saham Menggunakan *Partitioning Around Medoids (PAM) Clustering* Pada IDX Sektor Kesehatan

Safril Ahmadi Sanmas (B2A021017)

April, 2025

Dosen Pembimbing 1

M. Al Haris, M.Si

Dosen Pembimbing 2

Dannu Purwanto, S.T., M.Kom

PENDAHULUAN



Saham

Bukti kepemilikan perusahaan Individu dan institusi berpeluang untuk berpartisipasi dalam pertumbuhan perusahaan.

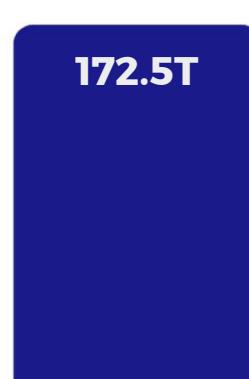


IDX Sektor Kesehatan

Diluncurkan pada 25 Januari 2021
Meliputi perusahaan farmasi,
rumah sakit, alat kesehatan

Peningkatan Alokasi Anggaran

Dorongan permintaan layanan kesehatan



Nota Keuangan & RAPBN



Latar Belakang

Pertumbuhan 58,8% pada 2024

Potensi pertumbuhan tinggi

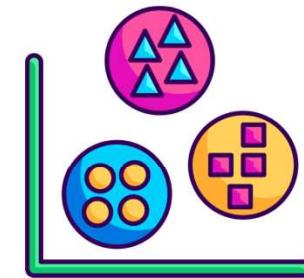


Volatilitas Tinggi

Dipengaruhi faktor ekonomi global, inflasi, dan geopolitik

Strategi Diversifikasi Risiko

Portofolio Optimal



PAM Clustering

- Lebih tahan *outlier*
- Kompleksitas Data

Portofolio Mean-Semivariance

- Risiko Downside
- Lebih relevan sesuai karakteristik investor

Penelitian Terdahulu

Gubu et al. (2021)

Pembentukan Portofolio *Mean-Variance* serbasis seleksi saham *Time Series Clustering* menggunakan PAM dan DTW untuk mengelompokkan saham berdasarkan pola harga.

Suyasa et al. (2021)

Pembentukan portofolio menggunakan *Mean-Semivariance* tanpa *clustering*.

Pakungwati et al. (2024)

Mean-Semivariance untuk portofolio reksa dana tanpa *clustering*.



Rumusan Masalah

1. Bagaimana proses pengelompokan saham IDX Kesehatan menggunakan metode PAM *Clustering* berdasarkan variabel fundamental?
2. Bagaimana pembentukan portofolio optimal menggunakan metode *Mean-Semivariance* untuk saham terbaik dari masing-masing klaster?
3. Bagaimana perhitungan nilai VaR portofolio saham menggunakan metode *Historical Simulation*?
4. Bagaimana pengukuran kinerja portofolio saham dengan Indeks Sharpe?

Tujuan Penelitian

1. Mengelompokkan saham-saham pada Indeks IDX Sektor Kesehatan berdasarkan indikator fundamental menggunakan metode PAM *Clustering*.
2. Membentuk portofolio optimal dengan menggunakan model *Mean-Semivariance*.
3. Menentukan kerugian maksimal atau nilai VaR saat berinvestasi pada portofolio saham indeks IDX Sektor Kesehatan.
4. Menentukan baik tidaknya kinerja portofolio saham indeks IDX Sektor Kesehatan yang terbentuk berdasarkan Indeks Sharpe.

Manfaat Penelitian



Manfaat Teoritis

Memperkaya literatur dan menjadi referensi tentang penggunaan *clustering* dalam seleksi saham dan aplikasi *Mean-Semivariance* dalam pembentukan portofolio.

Manfaat Praktis

Memberikan panduan bagi investor dan praktisi pasar modal dalam mengelola portofolio saham sektor kesehatan dengan teknik *clustering* dan *Mean-Semivariance* untuk analisis risiko yang lebih akurat.



Batasan Penelitian

Data yang digunakan

- Data Rasio profitabilitas tahun 2024
- Data *Closing Price* dan data Tingkat suku bunga Bank Indonesia dari Maret 2023 - Desember 2024

Analisis

- Penentuan saham penyusun portofolio mean-semivariance: PAM Clustering divalidasi dengan *Silhouette Coefficient*.
- *Value at Risk (VaR): Historical Simulation*



Pengukuran kinerja Portofolio Optimal
Indeks Sharpe

Pengolahan Data
RStudio



TINJAUAN PUSTAKA

Saham & IDX Sektor Kesahatan

Saham

Saham adalah instrumen investasi yang menandakan kepemilikan di suatu perusahaan, memberikan hak atas keuntungan perusahaan dan dalam beberapa kasus, pemegang saham memiliki hak suara dalam pengambilan keputusan.

IDX Sektor Kesehatan

Indeks yang mencerminkan kinerja sektor kesehatan di Bursa Efek Indonesia, mencakup perusahaan dalam layanan kesehatan, farmasi, dan penelitian kesehatan.



Rasio Profitabilitas

Earnings Per Share (EPS)

Mengukur laba bersih per lembar saham yang beredar. Indikator kinerja operasi dan profitabilitas perusahaan.

Net Profit Margin (NPM)

Persentase laba bersih terhadap pendapatan. Menunjukkan efisiensi perusahaan dalam mengelola biaya dan pajak.

Return on Equity (ROE)

Mengukur pengembalian atas ekuitas pemegang saham. Indikator kemampuan perusahaan dalam memanfaatkan modal sendiri untuk menghasilkan laba.

Return on Assets (ROA)

Mengukur efisiensi penggunaan aset perusahaan untuk menghasilkan laba.



PAM Clustering

Defenisi

PAM *Clustering* adalah metode *non-hierarchical clustering* yang memperbaiki kelemahan *K-Means* terhadap pencilan (*outlier*) dengan menggunakan *medoid* sebagai pusat klaster. Berbeda dengan *centroid* pada *K-Means*, *medoid* adalah objek nyata dalam data yang paling mewakili klaster.

Keunggulan

- **Tahan Terhadap Pencilan:** Lebih *robust* dibandingkan *K-Means* dalam menangani pencilan.
- **Penggunaan Medoid:** Memungkinkan penafsiran yang lebih mudah karena *medoid* adalah data aktual.



Portofolio Mean-Semivariance

Konsep

Mean-semivariance berfokus pada risiko kerugian yang berada di bawah tolok ukur (*benchmark*), berbeda dengan *mean-variance* yang memperhitungkan semua fluktuasi. Ini lebih relevan bagi investor yang lebih khawatir tentang potensi kerugian daripada keuntungan di atas ekspektasi.

Keunggulan

Memberikan gambaran yang lebih realistik tentang risiko *downside*, yang lebih sesuai dengan perilaku investor dalam pengambilan keputusan investasi.

Value at Risk (VaR) & Indeks Sharpe

Value at Risk (VaR)

Definisi

VaR mengukur potensi kerugian maksimum dalam periode tertentu dengan tingkat kepercayaan tertentu. Metode *Historical Simulation* memprediksi kerugian masa depan menggunakan data return historis tanpa asumsi distribusi.

Keunggulan

Estimasi realistik dan fleksibel terhadap distribusi *return* asimetris, namun bergantung pada kualitas dan panjang data historis.

Indeks Sharpe

Tujuan

Mengukur kinerja portofolio dengan melihat seberapa besar return yang diperoleh relatif terhadap risiko yang diambil. Indeks Sharpe membantu investor membandingkan kinerja berbagai portofolio atau investasi lain.

Interpretasi

Rasio yang lebih tinggi menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam mengelola risiko, artinya portofolio memberikan return yang lebih tinggi per unit risiko yang diambil.



Kampus
Merdeka
INDONESIA JAYA

METODE PENELITIAN

Sumber Data



Data Rasio profitabilitas (2024)

34 perusahaan IDX Sektor Kesehatan (sumber: idx.co.id, Financial Data & Ratio).



Data Harga Penutupan Harian

34 saham IDX Sektor Kesehatan, rentang waktu Maret 2023 - Desember 2024 (sumber: finance.yahoo.com).



Data BI Rate

Tingkat suku bunga BI bulanan, Maret 2023 - Desember 2024 (sumber: bi.go.id), sebagai suku bunga bebas risiko.

Variabel Penelitian & Struktur Data

Data Rasio Profitabilitas 2024

*Net Profit Margin (NPM),
Return on Equity (ROE),
Return on Asset (ROA), dan
Earnings Per Share (EPS)*

No	Kode Perusahaan	EPS	NPM (%)	ROE (%)	ROA (%)
1	BMHS	$P_{1;1}$	$P_{2;1}$	$P_{3;1}$	$P_{4;1}$
2	CARE	$P_{1;2}$	$P_{2;2}$	$P_{3;2}$	$P_{4;2}$
:	:	:	:	:	:
34	TSPC	$P_{1;35}$	$P_{2;35}$	$P_{3;35}$	$P_{4;35}$

Variabel Penelitian & Struktur Data

Data Harga Penutupan Saham

Periode: Maret 2023 - Desember 2024.

Benchmark: IDX Sektor Kesehatan.

Tanggal	Kode Perusahaan	Closing Price Saham	Closing Price IXHC
01/03/2023	BMHS	$P_{1:1}$	$P_{IXHC(1:1)}$
02/03/2023	BMHS	$P_{1:2}$	$P_{IXHC(1:2)}$
03/03/2023	BMHS	$P_{1:3}$	$P_{IXHC(1:3)}$
:	:	:	:
29/12/2024	CARE	$P_{34:471}$	$P_{IXHC(34:471)}$
30/12/2024	CARE	$P_{34:472}$	$P_{IXHC(34:472)}$
31/12/2024	CARE	$P_{34:473}$	$P_{IXHC(34:473)}$

Data Suku Bunga Bank Indonesia (BI Rate)

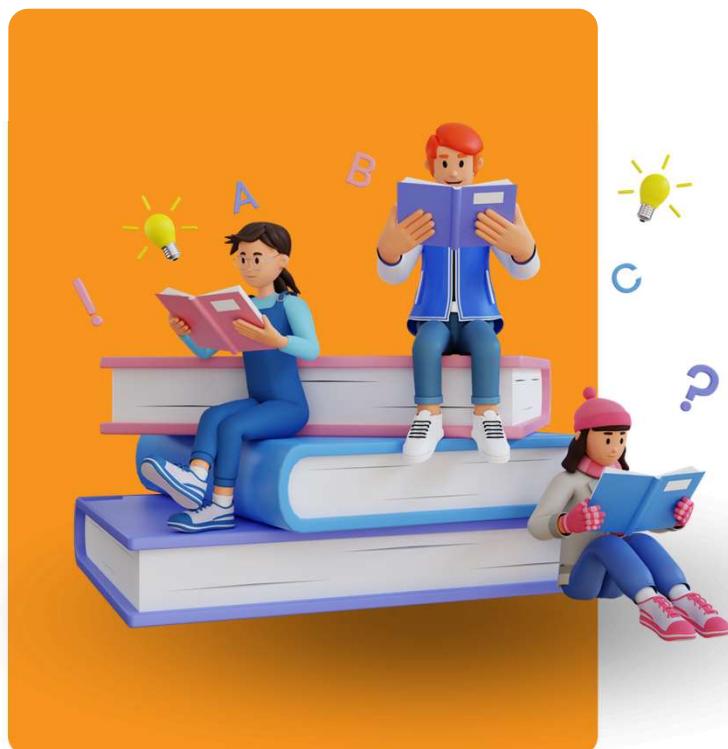
Periode: Maret 2023 - Desember 2024.

Penggunaan: Suku bunga bebas risiko.

No	Bulan	BI Rate
1	Maret 2023	$P_{BI(1)}$
2	April 2023	$P_{BI(2)}$
3	Mei 2023	$P_{BI(3)}$
:	:	:
20	Oktober 2024	$P_{BI(20)}$
21	November 2024	$P_{BI(21)}$
22	Desember 2024	$P_{BI(22)}$



Kampus
Merdeka
INDONESIA JAYA



Langkah Penelitian

1

Persiapan Data

Melakukan Persiapan dan standarisasi data menggunakan metode *Maximum Absolute*

$$x_{scaled} = \frac{x}{maks(x)}$$

2

Mendeteksi Outlier

Uji Mahalanobis

$$d_{io} = (x_i - \bar{x}_p)^T S^{-1} (x_i - \bar{x}_p)$$

Langkah Penelitian

3

Uji Kelayakan Data

- Uji KMO

$$KMO = \frac{\sum_{j=1}^p \sum_{k=1, k \neq j}^p r_{x_j x_k}^2}{\sum_{j=1}^p \sum_{k=1, k \neq j}^p r_{x_j x_k}^2 + \sum_{j=1}^p \sum_{k=1, k \neq j}^p \rho_{x_j x_k, x_l}^2}$$

- Uji Non-Multikolinearitas

$$VIF = \frac{1}{1 - R^2}$$

4

Penghitungan Jarak

Squared Euclidean

$$d_{euc}(x_i, c_k) = \sqrt{\sum_{j=1}^p (x_{ij} - c_{kj})^2}$$

5

Pengelompokan
Saham

- Algoritma PAM untuk berbagai jumlah klaster (2-10).
- Silhouette Coefficient

$$SC = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i$$

6

Pemilihan Saham
Perwakilan

- *Return* harapan tertinggi dalam setiap klaster.
- Menghapus saham dengan *return* ≤ 0 .

Langkah Penelitian

7

Analisis Volatilitas dan Ketergantungan

- Semivariance

$$S_i^2 = E([Min(0, R_{i,t} - b_t]^2)$$

- Semicovariance

$$S_{ij} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [Min(R_{i,t} - b_t, 0) Min(R_{j,t} - b_t, 0)]$$

8

Optimasi Portofolio

Bobot saham

$$\mathbf{w} = \frac{\Sigma_{SV}^{-1} \mathbf{1}_N}{\mathbf{1}_N^T \Sigma_{SV}^{-1} \mathbf{1}_N}$$

9

Penghitungan *Value at Risk* (VaR)

Metode *Historical Simulation* pada tingkat kepercayaan 95%

$$VaR_{\alpha, hp}^{HS}(R_p) = V_0 P_\alpha \sqrt{hp}$$

10

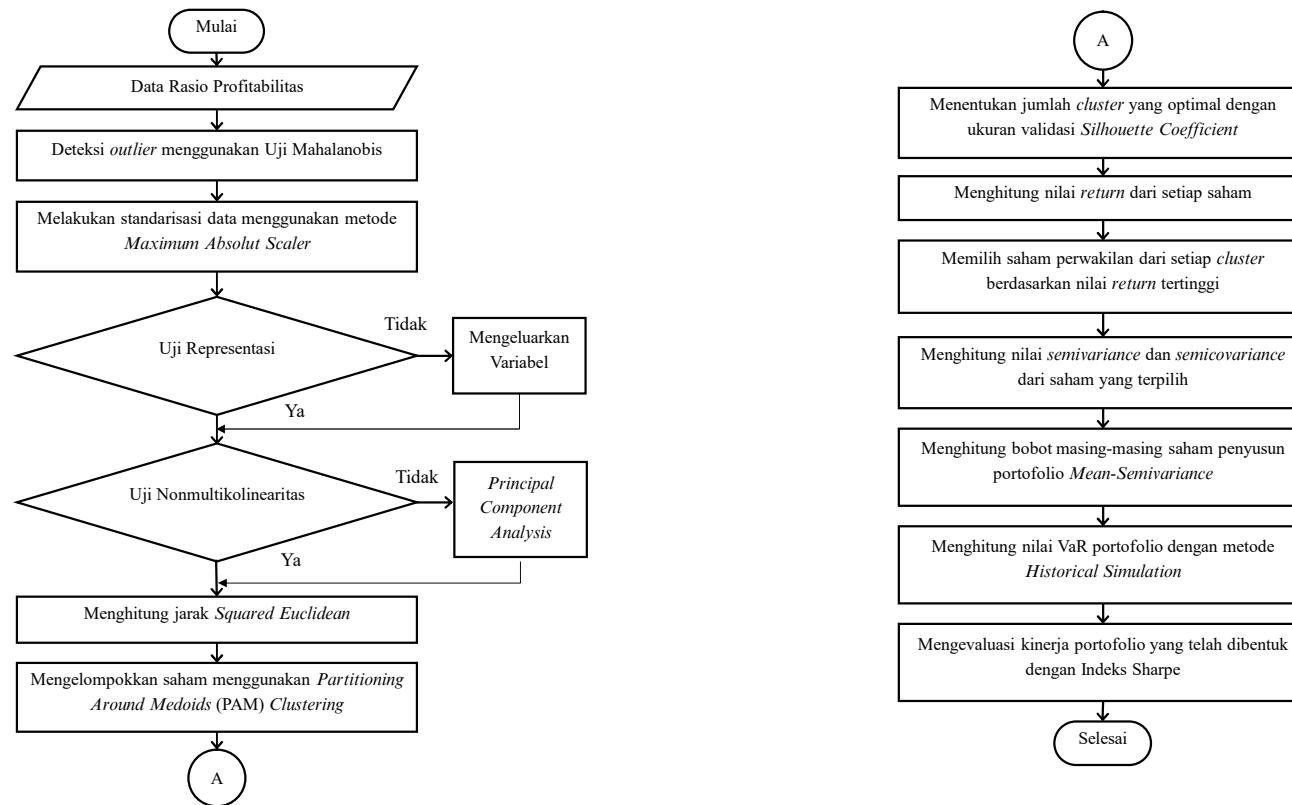
Evaluasi Kinerja Portofolio

Indeks Sharpe untuk mengukur rasio pengembalian terhadap risiko

$$IS = \frac{E(R_p) - R_f}{S_p}$$



Diagram Alir Penelitian



PEMBAHASAN

Analisis Deskriptif Rasio Profitabilitas

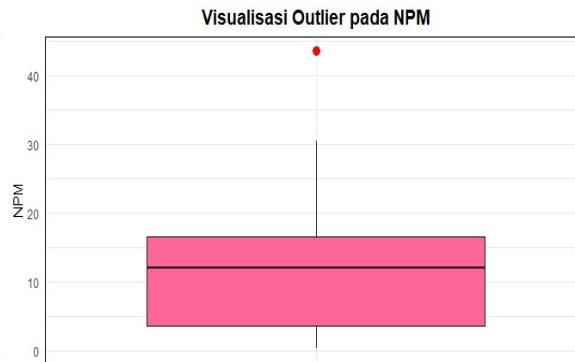
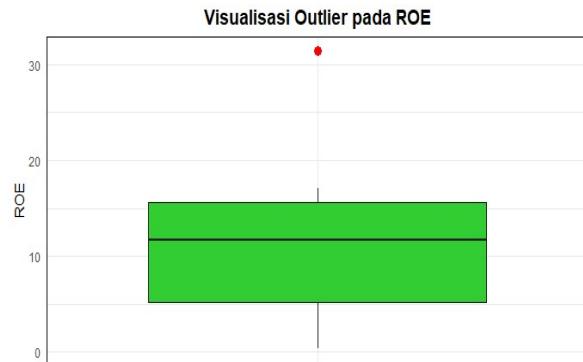
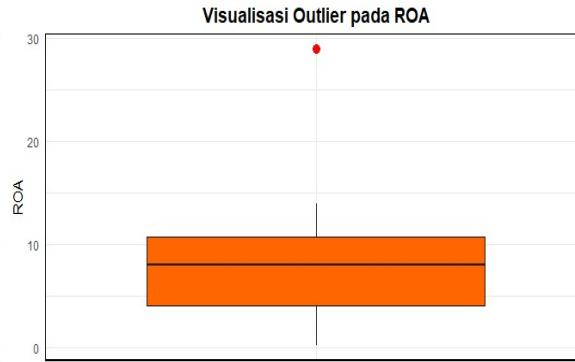
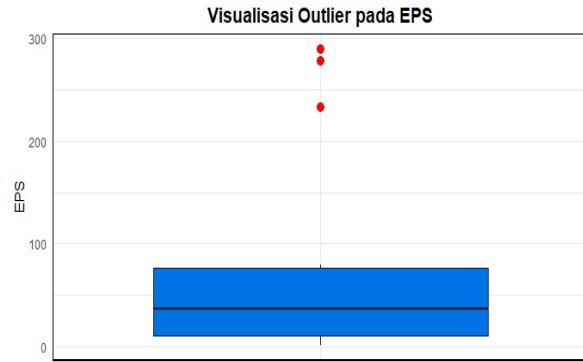
Rasio profitabilitas digunakan dalam analisis klastering karena mencerminkan kinerja keuangan dan strategi bisnis perusahaan dalam menghasilkan laba.

Tabel 4. 1 Statistika Deskriptif Variabel EPS, REO, ROA, dan NPM

Variabel	N	Minimum	Maksimum	Mean	Std. Deviasi
EPS	17	0,7600	290,02	72,69	96,7357
ROA (%)	17	0,1659	28,9588	7,944	7,0219
REO (%)	17	0,4083	31,3973	10,90	7,9533
NPM (%)	17	0,4020	43,484	12,67	11,3019

Sebagian besar perusahaan memiliki margin keuntungan yang cukup baik, tetapi ada juga yang beroperasi dengan margin sangat kecil.

Pendeteksian Pencilan: Boxplot



Seluruh variabel mengandung pencilan yang terlihat dari titik-titik di luar batas.

Gambar 4. 1 Boxplot Variabel EPS, ROA, REO, dan NPM

Pendeteksian Pencilan: Jarak Mahalanobis (D^2)

Mengidentifikasi pencilan dengan mempertimbangkan korelasi antar variable.

Langkah-langkah Analisis

1. Menghitung Vektor Rata-rata (\bar{x})

Titik pusat distribusi:

$$\bar{x} = [72,69 \quad 7,94 \quad 10,90 \quad 12,67]$$

2. Menghitung Matriks Kovarians (S)

Menggambarkan hubungan antar variabel:

$$S = \begin{bmatrix} 9357,8020 & 219,4949 & 231,5224 & 209,0013 \\ 219,4949 & 49,3066 & 50,9671 & 72,6480 \\ 231,5224 & 50,9671 & 63,2543 & 67,9288 \\ 209,0013 & 72,6480 & 67,9288 & 124,7328 \end{bmatrix}$$

3. Menghitung Jarak Mahalanobis (D^2)

Mengukur jarak tiap observasi dari pusat distribusi.

Tabel 4. 2 Jarak Mahalanobis

No	Kode Saham	D^2
1	BMHS	2,3208
2	HALO	1,6295
3	HEAL	0,8155
...
14	PEVE	9,7892
15	SIDO	11,5404
16	SOHO	4,4816
17	TSPC	5,2431

4. Menentukan Batas Pencilan

Menggunakan distribusi Chi-square ($\alpha = 0,05$, $df = 4$):

$$\chi^2_{(0,95,4)} = 9,4877$$

Observasi dengan $D^2 > 9,4877$ dianggap pencilan.

Terdeteksi 2 pencilan: **PEVE** dan **SIDO**.

Standarisasi Variabel Fundamental

Standarisasi menggunakan Metode *Maximum Absolute Scaler* untuk mengubah nilai variabel menjadi rentang antara 0 dan 1.

Contoh Perhitungan Saham **BMHS**, variabel **EPS**:

$$x_{scaled} = \frac{1,52}{290,02} = 0,005241018$$

Tabel 4.3 Standarisasi Variabel Fundamental

Kode Saham	EPS	ROA	REO	NPM
BMHS	0,005241018	0,011941103	0,019265990	0,025940580
HALO	0,002620509	0,059301490	0,077879310	0,082927050
HEAL	0,124922419	0,189196376	0,306752490	0,254682180
...
SIDO	0,131266809	1,000000000	1,000000000	1,000000000
SOHO	0,120302048	0,291607387	0,543795170	0,136303010
TSPC	1,000000000	0,371199773	0,465753420	0,296334280

Pengujian Asumsi Klaster

1. Uji Kecukupan Sampel

Mengukur apakah data cukup layak untuk dianalisis.

Metode: *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO)

Tabel 4. 4 Hasil Uji KMO

Nilai KMO	Kriteria Kecukupan Sampel
0,5664517	Cukup

Data cukup layak untuk dilakukan analisis klaster.

2. Asumsi Non-Multikolinearitas

Menilai apakah terjadi korelasi tinggi antar variabel.

Metode: *Variance Inflation Factor* (VIF)

Tabel 4. 5 Nilai VIF

Variabel	VIF
EPS	1,23
ROA	23,12
ROE	7,98
NPM	8,9

ROA memiliki VIF > 10, menunjukkan adanya multikolinearitas.

Pengujian Asumsi Klaster

3. Principal Component Analysis (PCA)

Tabel 4. 6 Hasil *Eigenvalue* dan *Eigenvectors*

KU	<i>Eigenvalue</i>	<i>Eigenvector</i>			
		x ₁	x ₂	x ₃	x ₄
1	0,19176	-0,4397	-0,5265	-0,5181	-0,5108
2	0,09274	0,8937	-0,2196	-0,2101	-0,3299
3	0,01555	0,0776	-0,0013	-0,7319	0,6770
4	0,00172	0,0428	-0,8213	0,3895	0,4146

Tabel 4. 7 Kontribusi Masing-masing Komponen

KU	<i>Standard Deviation</i>	<i>Proportion of Variance</i>	<i>Cumulative Proportion</i>
1	0,4379	63,54%	63,54%
2	0,3045	30,73%	94,28%
3	0,1247	5,15%	99,43%
4	0,0415	0,57%	100%

Tabel 4. 8 Skor Komponen Utama

Kode Saham	KU1	KU2
BMHS	-0,03182520	-0,01054460
HALO	-0,11508856	-0,05440307
HEAL	-0,44358605	-0,07837333
...
SIDO	-1,61320025	-0,64230997
SOHO	-0,55782951	-0,11573035
TSPC	-1,02788605	0,61660686

Perhitungan Jarak

Jarak antar data dihitung menggunakan metode *Squared Euclidean Distance*.

Contoh perhitungan jarak antara saham BMHS dan HALO:

$$d_{1,2}^2 = (-0,115089 - (-0,031825))^2 + (-0,054403 - (-0,010545))^2$$

$$d_{1,2}^2 = 0,008856$$

Tabel 4. 9 Jarak *Squared Euclidean*

	BMHS	HALO	HEAL	...	SIDO	SOHO	TSPC
BMHS	0,00000	0,00886	0,17415	...	2,89987	0,28774	1,38546
HALO	0,00886	0,00000	0,10849	...	2,58997	0,19978	1,28345
HEAL	0,17415	0,10849	0,00000	...	1,68602	0,01445	0,82440
...
SIDO	2,89987	2,58997	1,68602	...	0,00000	1,39109	1,92746
SOHO	0,28774	0,19978	0,01445	...	1,39109	0,00000	0,75727
TSPC	1,38546	1,28345	0,82440	...	1,92746	0,75727	0,00000

Proses Klasterisasi

Klasterisasi dilakukan menggunakan metode PAM dengan jumlah klaster (k) divariasikan dari 2 hingga 10.

Contoh pembentukan klaster untuk $k = 2$:

- a. Pemilihan Medoid Awal

Klaster 1: PEVE

Klaster 2: MERK

- b. Penentuan Keanggotaan Klaster

Menggunakan jarak *Squared Euclidean*

$$\text{Jarak BMHS-PEVE} = 0,147409$$

$$\text{Jarak BMHS-MERK} = 1,521857$$

BMHS lebih dekat ke PEVE sehingga masuk Klaster 1

- c. Iterasi & Pemilihan Medoid Baru

Klaster 1: BMHS

Klaster 2: SIDO

- d. Perhitungan Total Jarak

Total jarak awal E_{lama}

$$E_{lama} = 0.147409 + 0.087277 + \dots + 1.557502 + 0.024543$$

$$E_{lama} = 2.836970$$

Total jarak baru E_{baru}

$$E_{baru} = 0.008856 + 0.000139 + \dots + 1.391094 + 0.757271$$

$$E_{baru} = 3.689909$$

- e. Menghitung Perubahan Total Jarak

$$\Delta E = 3.689909 - 2.836970 = 0,852939$$

$\Delta E > 0$, maka iterasi berhenti

Proses Klasterisasi

Tabel 4. 10 Hasil Klaster dengan $k = 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9$, dan 10

k	Klaster ke-	Jumlah Anggota	Medoid
2	1	13	14
	2	4	13
3	1	4	1
	2	9	16
	3	4	13
...
10	1	3	5
	2	1	2

	9	1	15
	10	1	17

Penentuan Jumlah Klaster Terbaik

Penentuan jumlah klaster optimal dilakukan menggunakan *silhouette coefficient* yang mengukur kesamaan dalam klaster serta pemisahannya dari klaster lain.

Tabel 4. 11 Nilai *Silhouette Coefficient*

k	<i>Silhouette Coefficient</i>
2	0,5415606
3	0,5471785
4	0,6015341
5	0,5709419
6	0,5735253
7	0,4994014
8	0,4991805
9	0,4185067
10	0,3815569

Profilisasi Klaster

Menggambarkan karakteristik tiap klaster berdasarkan rata-rata EPS, ROA, ROE, dan NPM.

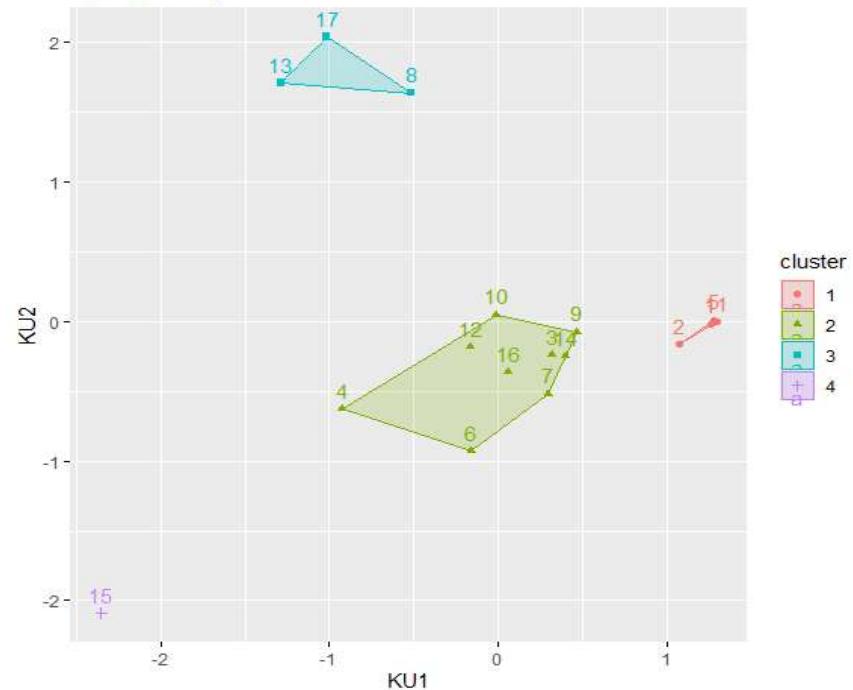
Tabel 4. 12 Nilai Rata-rata Setiap Klaster

Klaster	EPS	ROA	REO	NPM
1	1,4850	0,6207	0,9904	1,4688
2	43,2978	7,9194	12,1238	13,6543
3	267,3333	10,7794	13,6098	14,3776
4	38,0700	28,9588	31,3973	43,4840

Tabel 4. 13 Anggota Saham Setiap Klaster

Klaster	Anggota Klaster	Jumlah Anggota
1	BMHS, HALO, MTMH, SRAJ	4
2	HEAL, MIKA, OMED, PRAY, RSGK,	9
3	SILO, KLBF, PEVE, SOHO	3
4	PRDA, MERK, TSPC	1
	SIDO	

Cluster dengan K = 4



Gambar 4. 2 Analisis Klaster

Pemilihan Saham Terbaik Tiap Klaster

Dipilih 1 saham dengan *expected return* tertinggi dari setiap saham dianalisis

Tabel 4. 15 *Expected Return* Saham Klaster 1

No	Saham	Expected Return
1	BMHS	-0,001069631
2	HALO	-0,001542315
3	MTMH	-0,000982268
4	SRAJ	0,002709898

Tabel 4. 16 *Expected Return* Saham Klaster 2

No	Saham	Expected Return
1	HEAL	0,000196967
2	MIKA	-0,000280226
3	OMED	-0,000201501
4	PRAY	-0,000430023
5	RSGK	-0,000286268
6	SILO	0,001882441
7	KLBF	-0,000928548
8	PEVE	0,000887640
9	SOHO	0,000332848

Tabel 4. 17 *Expected Return* Saham Klaster 3

No	Saham	Expected Return
1	PRDA	-0,001616503
2	MERK	-0,000630116
3	TSPC	0,001248606

Tabel 4. 18 *Expected Return* Saham Klaster 4

No	Saham	Expected Return
1	SIDO	-0,000857220

Statistik Deskriptif *Return Saham Terpilih*

Tabel 4. 19 Statistika Deskriptif *Return* Saham Penyusun Portofolio

Kode Saham	Minimum	Maksimum	Mean	Std. Deviasi
SRAJ	-0,269255	0,223144	0,002710	0,04208042
SILO	-0,210451	0,179406	0,001882	0,03057559
TSPC	-0,085158	0,137621	0,001249	0,01876527

- SRAJ cocok untuk investor dengan toleransi risiko tinggi
- TSPC cocok untuk investor yang mengutamakan stabilitas
- SILO berada di tengah-tengah keduanya → *opsi seimbang*

Nilai *Semivariance*

Tabel 4. 20 *Return* Saham Penyusun Portofolio dan *Benchmark*

t	SRAJ ($R_{1,t}$)	SILO ($R_{2,t}$)	TSPC ($R_{3,t}$)	IHSG (b)
1	0,015151805	0,011215071	0,007194276	0,00182144
2	-0,007547206	-0,030190972	-0,003590668	0,006404622
3	0	0	-0,003603608	0,000974294
...
433	0,004246291	0,019608471		0,004137665
434	0	0,047402239	0,020202707	0,00613951

Tabel 4. 21 Nilai $R_{i,t} - b_t$

t	$R_{1,t} - b_t$	$R_{2,t} - b_t$	$R_{3,t} - b_t$
1	0,01333036	0,00939363	0,00537284
2	-0,00114258	-0,02378635	0,00281395
3	0,00097429	0,00097429	-0,00262931
...
433	0,00838396	0,02374614	0,00413767
434	-0,00613951	0,04126273	0,01406320

Nilai *Semivariance*

Tabel 4. 22 Nilai $\text{Min}(0, R_{i,t} - b_t)$

t	$\text{Min}(R_{1,t} - b_t, 0)$	$\text{Min}(R_{2,t} - b_t, 0)$	$\text{Min}(R_{3,t} - b_t, 0)$
1	0	0	0
2	-0,00114258	-0,02378635	0
...
433	0	0	0
434	-0,00613951	0	0

Tabel 4. 23 Nilai $\text{Min}(0, R_{1,t} - b_t)^2$

t	$\text{Min}(0, R_{1,t} - b_t)^2$	$\text{Min}(0, R_{2,t} - b_t)^2$	$\text{Min}(0, R_{3,t} - b_t)^2$
1	0	0	0
2	0,000001305498	0,000565790446	0
3	0	0	0,000006913287
...
433	0	0	0
434	0,000037693583	0	0

Nilai *Semivariance*

Perhitungan *semivariance* saham SRAJ.

$$S_1^2 = E(0 + (-0.00114258)^2 + \dots + 0 + (-0.00613951)^2) = 0.0007624497$$

Perhitungan *semivariance* saham SILO.

$$S_2^2 = E(0 + (-0.02378635)^2 + 0 + \dots + 0 + 0) = 0.0004844245$$

Perhitungan *semivariance* saham TSPC.

$$S_3^2 = E(0 + 0 + (-0.00262931)^2 + \dots + 0 + 0) = 0.0001119247$$

Berdasarkan Nilai *semivariance*, SRAJ lebih cocok untuk investor agresif, sedangkan TSPC lebih sesuai untuk investor yang menghindari risiko kerugian besar.

Perhitungan *Semicovariance*

Tabel 4. 24 Nilai *Semicovariance*

Saham	Semicovariance
SRAJ dengan SILO	0,0001012342
SRAJ dengan TSPC	$6,398258 \times 10^{-5}$
SILO dengan TSPC	$5,742815 \times 10^{-5}$

Semicovariance tertinggi terdapat pada pasangan SRAJ dengan SILO sebesar 0,0001012342, menunjukkan risiko *downside* tertinggi di antara pasangan saham lainnya. Sementara itu, pasangan SILO dengan TSPC memiliki nilai *semicovariance* terendah sebesar $5,742815 \times 10^{-5}$ mengindikasikan hubungan *downside* yang lebih lemah.

Matriks *Semivariance- Semicovariance*

Matriks *semivariance-semicovariance* digunakan untuk menganalisis hubungan risiko *downside* antara saham-saham dalam portofolio. Matriks ini mencakup nilai *semivariance* di diagonal utama dan semicovariance di luar diagonal.

$$\Sigma_{sv} = \begin{bmatrix} S_1^2 & S_{21} & S_{31} \\ S_{12} & S_2^2 & S_{32} \\ S_{13} & S_{23} & S_3^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,0007624497 & 0,0001012342 & 0,00006398258 \\ 0,0001012342 & 0,0004844245 & 0,00005742815 \\ 0,00006398258 & 0,00005742815 & 0,0001119247 \end{bmatrix}$$

$$(\Sigma_{sv})^{-1} = \begin{bmatrix} 1397,4509 & -210,1128 & -691,0549 \\ -210,1128 & 2229,5947 & -1023,8841 \\ -691,0549 & -1023,8841 & 9854,9744 \end{bmatrix}$$

Perhitungan Bobot

Digunakan untuk menentukan proporsi investasi tiap saham dalam portofolio.

Langkah Perhitungan:

a. Menghitung $\Sigma_{sv}^{-1}\mathbf{1}_3$

$$\Sigma_{sv}^{-1}\mathbf{1}_3 = \begin{bmatrix} 496,2832 \\ 995,5978 \\ 8140,0355 \end{bmatrix}$$

b. Menghitung $\Sigma_{sv}^{-1}\mathbf{1}_3^T$

$$\Sigma_{sv}^{-1}\mathbf{1}_3^T = 496,2832 + 995,5978 + 8140,0355$$

$$\Sigma_{sv}^{-1}\mathbf{1}_3^T = 9631,9165$$

c. Menghitung Bobot saham

$$w_{SRAJ} = \frac{496,2832}{9631,9165} = 0,05152486$$

Tabel 4. 25 Bobot Saham Penyusun Protofolio

Kode Saham	Bobot	Percentase Bobot
SRAJ	0,05152486	5,152486%
SILO	0,10336445	10,336445%
TSPC	0,84511068	84,511068%
Total Bobot	1,00000000	100,000000%

Tabel 4. 26 Alokasi Dana

Kode Saham	Bobot	Alokasi Dana
SRAJ	0,05152486	Rp5.152.486
SILO	0,10336445	Rp10.336.445
TSPC	0,84511068	Rp84.511.068
Total Bobot	1,00000000	Rp100.000.000

Perhitungan Bobot

- *Expected Return* Portofolio: Mengukur rata-rata keuntungan yang diharapkan.
- Semivariance Portofolio: Mengukur risiko *downside* atau volatilitas negatif.

Tabel 4. 27 *Expected Return* dan *Semivariance* Portolio

Data	<i>Expected Return</i>	<i>Semivariance</i>
Portofolio	0,00151427	0,0001038215

Dengan *expected return* yang positif dan *semivariance* yang relatif kecil, portofolio ini menunjukkan potensi keuntungan dengan tingkat risiko *downside* yang terkendali, sehingga dapat dikategorikan sebagai investasi yang cenderung stabil dalam menghadapi pergerakan harga negatif.

Value at Risk (VaR) – Historical Simulation

Pada penelitian ini, diasumsikan modal yang digunakan adalah Rp 100.000.000 dengan $\alpha=95\%$ dan jangka waktu investasi yaitu 1, 5, dan 20 hari.

Contoh perhitungan nilai VaR *Historical Simulation* portofolio untuk *holding period* = 1

$$\begin{aligned} VaR_{0,95,1}^{HS}(R_p) &= V_0 P_\alpha \sqrt{hp} \\ &= 100.000.000 \times (-0,02030488) \times \sqrt{1} \\ &= -2030488 \end{aligned}$$

Percentase kerugian maksimal portofolio dengan *holding period* = 1

$$\begin{aligned} \%VaR_{0,95,1}^{HS}(R_p) &= \left(\frac{VaR_{0,95,1}^{HS}}{V_0} \right) \times 100\% \\ &= \left(\frac{-2030488}{100.000.000} \right) \times 100\% = -2,03\% \end{aligned}$$

Tabel 4. 28 Nilai *Value at Risk* Portofolio

Holding Period	Value at Risk (Rp)	Value at Risk (%)
1 Hari	Rp 2.030.488	2,03%
5 Hari	Rp 4.540.310	4,54%
20 Hari	Rp 9.090.620	9,08%

Value at Risk (VaR) - Historical Simulation

Indeks *Sharpe* digunakan untuk mengukur kinerja portofolio dengan membandingkan *return* portofolio yang disesuaikan risiko terhadap *return* bebas risiko (*risk-free rate*).

$$R_f = \frac{\frac{1}{22} (5,75\% + 5,57\% + 5,75\% + \dots + 6\%) }{365} = \frac{5,98\%}{365} = 0,01637609$$

$$Sd_p = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (R_{p,t} - \mu_p)^2}{T}}$$

$$Sd_p = \sqrt{\frac{(0,00801989 - 0,00151427)^2 + \dots + (0,02197323 - 0,00151427)^2}{434}} = 0,01723603$$

$$IS = \frac{0,00151427 - 0,01637609}{0,01723603} = -0,862253$$

Value at Risk (VaR) – Historical Simulation

Berdasarkan perhitungan, nilai indeks *Sharpe* sebesar -0,862253 menunjukkan bahwa portofolio ini memberikan pengembalian yang lebih rendah daripada tingkat pengembalian bebas risiko (0,01637609) setelah disesuaikan dengan risikonya. Nilai indeks *Sharpe* yang negatif menunjukkan bahwa portofolio ini memiliki kinerja yang buruk dibandingkan dengan investasi bebas risiko, di mana risiko yang diambil tidak memberikan pengembalian yang memadai.

Kesimpulan

1. Pengelompokan saham IDX Sektor Kesehatan menggunakan algoritma *Partitioning Around Medoids* (PAM) *Clustering* dengan jumlah klaster yang diuji antara 2 hingga 10 menghasilkan empat klaster dengan nilai *silhouette coefficient* sebesar 0,6015341. Klaster 1 terdiri dari empat saham, yaitu BMHS, HALO, MTMH, dan SRAJ. Klaster 2 mencakup sembilan saham, yaitu HEAL, MIKA, OMED, PRAY, RSGK, SILO, KLBF, PEVE, dan SOHO. Klaster 3 terdiri dari tiga saham, yaitu PRDA, MERK, dan TSPC. Sementara itu, klaster 4 hanya memiliki satu saham, yaitu SIDO.
2. Berdasarkan kriteria pemilihan saham dengan melihat *expected return* tertinggi dari setiap klaster dan bernilai positif, diperoleh 3 anggota saham penyusun portofolio *Mean-Semivariance* dengan bobot masing-masing saham, yaitu SRAJ sebesar 5,15%, SILO sebesar 10,34%, dan TSPC sebesar 84,51%. Klaster 4 tidak dipilih karena *expected return* bernilai negatif. Portofolio yang terbentuk memiliki *expected return* sebesar 0,00151427.

Kesimpulan

3. Berdasarkan pengukuran *Value at Risk* (VaR), semakin lama periode kepemilikan investor dalam memegang portofolio dengan modal dan tingkat kepercayaan yang sama, semakin besar kemungkinan mengalami kerugian maksimum.
4. Pengukuran kinerja portofolio saham menggunakan indeks *Sharpe* menghasilkan nilai -0,862253. Nilai negatif ini menunjukkan bahwa portofolio memiliki kinerja yang buruk dibandingkan dengan investasi bebas risiko, di mana tingkat risiko yang diambil tidak memberikan pengembalian yang memadai.

Saran & Rekomendasi

1. Bagi peneliti selanjutnya, disarankan untuk mengeksplorasi algoritma pengelompokan lain untuk membandingkan hasil klaster dan mengevaluasi kualitas pengelompokannya. Selain itu, pengujian dengan metode optimasi portofolio seperti *Mean-Variance Optimization* atau Markowitz Model dapat memberikan pemahaman yang lebih baik tentang pemilihan saham yang optimal. Untuk mengukur risiko portofolio secara lebih mendalam, disarankan untuk mengembangkan pengukuran *Value at Risk* (VaR) dengan metode lain untuk memodelkan risiko kerugian ekstrem.
2. Bagi praktisi terkait, sebaiknya mengoptimalkan portofolio dengan melakukan diversifikasi yang lebih baik dengan memilih lebih banyak saham dari klaster dengan *expected return* positif. Praktisi juga dapat mempertimbangkan untuk menambah saham dari sektor lain di luar sektor kesehatan yang memiliki *expected return* lebih baik dan potensi pertumbuhan yang lebih tinggi, guna mengurangi ketergantungan pada sektor yang saat ini kurang memberikan hasil positif. Selain itu, sangat penting untuk mempertimbangkan faktor-faktor makroekonomi dan sentimen pasar dalam menentukan strategi investasi jangka panjang agar dapat merespons perubahan kebijakan pemerintah dan kondisi pasar yang dapat memengaruhi kinerja sektor kesehatan.

Daftar Pustaka

- Adnyana, I. M. (2020). Manajemen Investasi dan Protolio. In Lembaga Penerbitan Universitas Nasional (LPU-UNAS). Lembaga Penerbitan Universitas Nasional (LPU-UNAS). Lembaga Penerbitan Universitas Nasional (LPU-UNAS)
- Agus Widarjono. (2010). Analisis Statistika Multivariat Terapan. UPP STIM YKPN.
- Botyarov, M., & Miller, E. E. (2022). Partitioning Around Medoids as a Systematic Approach to Generative Design Solution Space Reduction. *Results in Engineering*, 15(June), 100544. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2022.100544>
- Budihardjo, A., Arianti, F., & Mas'ud, F. (2020). Pengaruh Investasi, Tenaga Kerja, dan Indeks Pembangunan Manusia Terhadap PDRB (Studi Kasus Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2016-2018). *Diponegoro Journal of Economics*, 9(2337–3814), 1–9. <https://ejournal2.undip.ac.id/index.php/dje>
- Bursa Efek Indonesia. (2021). Panduan IDX Industrial Classification Versi 1.1 (Issue Januari). www.idx.co.id
- Bursa Efek Indonesia. (2022). Saham. Bursa Efek Indonesia. <https://www.idx.co.id/id/produk/saham/>
- Bursa Efek Indonesia. (2024a). IDX Index Fact Sheet: IDXHEALTH. In Indonesia Stock Exchange. <https://idx.co.id/Media/20221003/fs-idxg30-2022-08.pdf>
- Bursa Efek Indonesia. (2024b). Indeks. Bursa Efek Indonesia. <https://www.idx.co.id/id/produk/indeks/>
- Cumova, D., & Nawrocki, D. (2011). A Symmetric LPM Model for Heuristic Mean-Semivariance Analysis. *Journal of Economics and Business*, 63(3), 217–236. <https://ideas.repec.org/a/eee/jebusi/v63y2011i3p217-236.html>
- Dang, T. H., Pham, T. D., Tran, H. L., & Le Van, Q. (2016). Using Dimension Reduction with Feature Selection to Enhance Accuracy of Tumor Classification. *BME-HUST 2016 - 3rd International Conference on Biomedical Engineering*, 14–17. <https://doi.org/10.1109/BME-HUST.2016.7782082>
- de Amorim, L. B. V., Cavalcanti, G. D. C., & Cruz, R. M. O. (2023). The Choice of Scaling Technique Matters for Classification Performance. *Applied Soft Computing*, 133, 109924. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109924>
- Dewan Perwakilan Rakyat Republik Indonesia. (2024). Book II Financial Notes and Draft 2024 State Revenue and Expenditure Budget. <https://berkas.dpr.go.id/setjen/dokumen/persipar-Naskah-Pidato-Buku-II-Nota-Keuangan-Beserta-APBN-TA-2024-1692328295.pdf>
- El Kharrim, M. (2023). Multi-Period Fuzzy Portfolio Optimization Model Subject to Real Constraints. *EURO Journal on Decision Processes*, 11. <https://doi.org/10.1016/j.ejdp.2023.100041>
- Elton, E. J., Gruber, M. J., Brown, S. J., & Goetzmann, W. N. (2014). Modern Portofolio Theory and Investment Analysis (9th Editio). Wiley.

Daftar Pustaka

- Entrisnasari, F. V. (2015). Analisis Portofolio Optimum Saham Syariah Menggunakan Mean Semivarian. *Jurnal Fourier*, 4(1), 31. <https://doi.org/10.14421/fourier.2015.41.31-42>
- Estrada, J. (2008). Mean-Semivariance Optimization: A Heuristic Approach. *Journal of Applied Finance*, 57–72.
- Febriyanto. (2018). Keputusan Diversifikasi Portofolio Investasi Diera Mea. *Fidusia: Jurnal Keuangan Dan Perbankan*, 1(2), 52–67. <https://doi.org/10.24127/jf.v1i2.306>
- Filzmoser, P. (2005). Identification of Multivariate Outliers: A Performance Study. *Austrian Journal of Statistics*, 34(2), 127–138. <https://doi.org/10.17713/ajs.v34i2.406>
- Gitman, L. J., & Zutter, C. J. (2015). *Principles of Managerial Finance* (14th editi). Harlow: Pearson Education Limited.
- Gubu, L., Rosadi, D., & Abdurakhman, A. (2021). Pembentukan Portofolio Saham Menggunakan Klastering Time Series K-Medoid dengan Ukuran Jarak Dynamic Time Warping. *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, 13(2), 35–46. <https://doi.org/10.34123/JURNALASKS.V13I2.295>
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic Econometrics* (5th Editio). McGraw Hill Inc.
- Hair, Jr. J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7th ed.). Prentice Hall.
- Han, J., & Kamber, M. (2006). *Data Mining: Concepts and Techniques* (2nd ed). Elsevier.
- Hartono, J. (2016). *Teori Portofolio dan Analisis Investasi* (10th ed.). BPFE-Yogyakarta.
- Hery. (2018). *Analisis Laporan Keuangan: Intergrated and comperhesive edition* (Cetakan Ke). Gramedia Widiasarana.
- Hussain, S., Quazilbash, N. Z., Bai, S., & Khoja, S. (2015). Reduction of Variables for Predicting Breast Cancer Survivability Using Principal Component Analysis. *IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems*, 131–134.
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis*. In Pearson Prentice Hall.
- Jones, C. P. (2014). *Investments: Analysis and Management* (7th Edition, Ed.). John Wiley & Sons, Inc.
- Jorion, P. (2001). *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk*. McGraw-Hill.
- Juliana, T., Devrisona, T., Anoraa, V., & Suryaningruma, K. M. (2023). Stock Price Prediction Model Using Deep Learning Optimization Based on Technical Analysis Indicators. *Procedia Computer Science*.
- Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (1990). *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*. John Wiley & Sons.
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2023). Transformasi Digital. Kemenkes. <https://rc.kemkes.go.id/transformasi-digital-949ac9>

Daftar Pustaka

- Liu, Y., Li, Z., Xiong, H., Gao, X., & Wu, J. (2010). Understanding of Internal Clustering Validation Measures. Proceedings - IEEE International Conference on Data Mining, ICDM, 911–916. <https://doi.org/10.1109/ICDM.2010.35>
- Machfudhoh, S., & Wahyuningsih, N. (2013). Analisis Cluster Kabupaten/Kota Berdasarkan Pertumbuhan Ekonomi Jawa Timur. *Jurnal Sains Dan Seni Pomits*, 2(1), 1–8. <http://digilib.its.ac.id/public/ITS-paper-37597-1210100028-paper.pdf>
- Maghfiro, M., Wardhani, N. W. S., & Iriany, A. (2024). Ensemble Cluster Method for Clustering Cabbage Production in East Java. *Inferensi*, 7(2), 129. <https://doi.org/10.12962/j27213862.v7i2.20378>
- Mahalanobis, P. C. (1936). On the Generalized Distance in Statistics. *Proceedings of the National Institute of Science of India*, 2, 49–55.
- Markowitz, H. M. (1959). Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments. John Wiley & Sons.
- Markowitz, H. M. (1991). Foundations of Portfolio Theory. *The Journal of Finance*, 46(2), 469–477. <https://doi.org/10.1111/J.1540-6261.1991.TB02669.X>
- Maruddani, D. A. I., & Purbowati, A. (2009). Pengukuran Value At Risk Pada Aset Tunggal Dan Portofolio Dengan Simulasi Monte Carlo. *Media Statistika*, 2(2), 93–104. <https://doi.org/10.14710/medstat.2.2.93-104>
- Muthohiroh, U., Rahmawati, R., & Ispriyanti, D. (2021). Pendekatan Metode Markowitz Untuk Optimalisasi Portofolio Dengan Risiko Expected Shortfall (Es) Pada Saham Syariah Dilengkapi Gui Matlab. *Jurnal Gaussian*, 10(4), 508–517. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v10i4.33098>
- Nahdliyah, M. A., Widiharih, T., & Prahatama, A. (2019). Metode k-Medoids Clustering dengan Validasi Silhouette Index dan C-Index (Studi Kasus Jumlah Kriminalitas Kabupaten/Kota di Jawa Tengah Tahun 2018). *Jurnal Gaussian*, 8(2), 161–170. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v8i2.26640>
- Paembonan, S., & Abdur, H. (2021). Penerapan Metode Silhouette Coefficient untuk Evaluasi Clustering Obat. *PENA TEKNIK: Jurnal Ilmiah Ilmu-Ilmu Teknik*, 6(2), 48–54. https://doi.org/10.51557/pt_jiit.v6i2.659
- Pakungwati, R. A., Wilandari, Y., & Maruddani, D. A. I. (2024). Metode Mean-Semivariance dalam Pembentukan Portofolio Reksa Dana Saham Terbaik Barometer Bareksa. *Jurnal Gaussian*, 13(1), 250–259. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.13.1.250-259>
- Priatna, H. (2016). Pengukuran Kinerja Perusahaan dengan Rasio Profitabilitas. *AKURAT Jurnal Ilmiah Akuntansi*, 7(2), 44–53.
- Sa'diyah, R. N. R., Nooraeni, R., Sofa, W. A., & Falahuddin, M. I. (2024). Portfolio Optimization Using the Mean-Variance Method with a Prototype-based Segmentation Approach. *Procedia Computer Science*, 245, 601–616. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.10.287>

Daftar Pustaka

- Setiyawati, A. W. (2017). Implementasi algoritma Partitioning Around Medoids (PAM) untuk pengelompokan Sekolah Menengah Atas di DIY berdasarkan nilai daya serap Ujian Nasional. Sanata Dharma University.
- Subramanyam, K. R. (2014). Financial Statement Analysis (11th Editi). McGraw-Hill.
- Supranto, J. (2004). Analisis Multivariat: Arti dan Interpretasi. Rineka Cipta.
- Suryawan, T. G. A. W. K., I Komang Sumerta, I. G. A. V., & Abdullah, S. (2022). Value-at-Risk Analysis in Risk Measurement and Formation of Optimal Portfolio in Banking Share. *Jurnal Bisnis*, 11(2), 134–148.
- Suyasa, N. K. N. S., Dharmawan, K., & Sari, K. (2021). Perhitungan Portofolio Optimal Dengan Metode Mean-Semivariance Dan Mean Absolute Deviation. *E-Jurnal Matematika*, 10(2), 65. <https://doi.org/10.24843/mtk.2021.v10.i02.p32>
- Tandellilin, E. (2001). Analisis Investasi dan Manajemen Portofolio. BPFE.
- Tandellilin, E. (2010). Portofolio dan Investasi: Teori dan aplikasi (Edisi Pert). Kanisius.
- Tandellilin, E. (2017). Pasar Modal: Manajemen Portofolio dan Investasi. PT Kanisius.
- Trimono, T., & Maruddani, D. A. (2023). Comparison Between Value At Risk and Adjusted Expected Shortfall: a Numerical Analysis. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 17(3), 1347–1358. <https://doi.org/10.30598/barekengvol17iss3pp1347-1358>
- Triyanto, W. A. (2015). Algoritma K-Medoids untuk Penentuan Strategi Pemasaran Produk. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 6(1), 183–188. <https://doi.org/10.24176/SIMET.V6I1.254>
- Wira, B., Budianto, A. E., & Wiguna, A. S. (2019). Implementasi Metode K-Medoids Clustering untuk Mengetahui Pola Pemilihan Program Studi Mahasiswa Baru Tahun 2018 di Universitas Kanjuruhan Malang. *RAINSTEK : Jurnal Terapan Sains & Teknologi*, 1(3), 53–68. <https://doi.org/10.21067/jst.v1i3.3046>
- Zen, M. A., Wahyuningsih, S., & Dani, A. T. R. (2023). Aplikasi Pengelompokan Data Runtun Waktu dengan Algoritma K-Medoids. *Inferensi*, 6(2), 117. <https://doi.org/10.12962/j27213862.v6i2.15864>

Terima Kasih atas Perhatiannya



Statistika
Universitas Muhammadiyah Semarang