

IMPLEMENTASI METODE FCM DAN TOPSIS DALAM PENGELOMPOKAN DAN PEMERINGKATAN PERUSAHAAN F&B DI INDONESIA

Regita Putri Adilia

Program Studi S1 Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya
email: regitaputri.21050@mhs.unesa.ac.id

Dwi Nur Yunianti

Program Studi S1 Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya
email: dwiyunianti@unesa.ac.id

Abstrak

Perusahaan *Food and Beverage* (F&B) memiliki peran penting dalam perekonomian Indonesia dan menunjukkan perkembangan signifikan dalam beberapa tahun terakhir. Banyaknya jumlah perusahaan F&B tersebut memerlukan adanya pemetaan yang dapat memberikan gambaran terkait karakteristik perusahaan berdasarkan rasio keuangannya. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan dan melakukan pemeringkatan perusahaan F&B berdasarkan rasio keuangan. Metode Fuzzy C-Means (FCM) digunakan untuk mengelompokkan perusahaan menjadi lima klaster, yaitu solva-profit, klaster likuid-pasar, klaster profit-pasar, klaster likuid-solva, dan klaster likuid-profit. Hasil pengelompokan menunjukkan bahwa terdapat 3 perusahaan pada klaster solva-profit, 7 perusahaan pada klaster likuid-pasar, 26 perusahaan pada profit-pasar, 33 perusahaan pada klaster likuid-solva, dan 8 perusahaan pada klaster likuid-profit. Selanjutnya, metode *Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution* (TOPSIS) diterapkan untuk melakukan pemeringkatan perusahaan dalam tiap klaster. Hasil pemeringkatan menunjukkan bahwa WMPP, ADES, TAYS, CRAB, dan AMMS menempati peringkat satu pada masing-masing klaster. Melalui kombinasi metode FCM dan TOPSIS, penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai karakteristik perusahaan F&B serta menjadi alat bantu strategis bagi manajemen perusahaan, investor, dan pemangku kebijakan dalam pengambilan keputusan.

Kata Kunci: *food and beverage*, rasio keuangan, FCM, TOPSIS.

Abstract

The *Food and Beverage* F&B industry plays an important role in the Indonesian economy and has shown significant growth in recent years. The large number of F&B companies necessitates a mapping that can provide an overview of company characteristics based on their financial ratios. This study aims to classify and rank F&B companies according to financial ratios. The Fuzzy C-Means (FCM) method was employed to group the companies into five clusters, namely the Solva-Profit cluster, the Likuid-Pasar cluster, the Profit-Pasar cluster, the Likuid-Solva cluster, and the Likuid-Pasar cluster. The clustering results indicate that 3 companies fall into the Solva-Profit cluster, 7 companies into the Likuid-Pasar cluster, 26 companies into the Profit-Pasar cluster, 33 companies into the Likuid-Solva cluster, and 8 companies into the Likuid-Pasar cluster. Furthermore, the *Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution* (TOPSIS) method was applied to rank the companies within each cluster. The ranking results show that WMPP, ADES, TAYS, CRAB, and AMMS occupy the top position in their respective clusters. By combining the FCM and TOPSIS methods, this study is expected to provide a more comprehensive understanding of the characteristics of F&B companies and serve as a strategic tool for corporate management, investors, and policymakers in decision-making processes.

Keywords: *food and beverages*, financial ratios, FCM, TOPSIS.

PENDAHULUAN

Perusahaan *Food and Beverage* (F&B) merupakan perusahaan yang bergerak di bidang produksi serta distribusi makanan dan minuman yang mengalami perkembangan cukup signifikan dalam beberapa tahun terakhir. Berdasarkan data Bursa Efek Indonesia (BEI) tahun 2024, ada lebih dari lima puluh perusahaan di Indonesia yang telah terdaftar sebagai

perusahaan F&B. Peningkatan konsumsi masyarakat, perubahan gaya hidup, dan inovasi produk membuat industri F&B berkembang pesat dari tahun ke tahun. Untuk dapat bertahan, perusahaan F&B dituntut menjadi perusahaan yang sehat, yaitu memiliki kinerja keuangan yang stabil, mampu menghasilkan laba berkelanjutan, serta memiliki manajemen yang baik dalam mengelola aset, utang, dan ekuitas. Salah satu cara yang umum digunakan untuk menilai

stabilitas dan kinerja keuangan perusahaan adalah melalui analisis rasio keuangan.

Rasio keuangan merupakan salah satu alat analisis yang dapat digunakan untuk menilai kinerja keuangan suatu perusahaan berdasarkan laporan keuangan (Dewa, dan Sunrowiyati, 2016). Rasio tersebut berfungsi sebagai indikator dalam mengukur berbagai aspek keuangan, seperti kemampuan membayar utang (kewajiban), efisiensi penggunaan aset, profitabilitas, hingga penilaian pasar. Selain itu, melalui rasio keuangan juga dapat diketahui perkembangan suatu perusahaan saat ini dan di masa yang akan datang (Dewi, 2017). Ada lima kategori rasio yang umum digunakan dalam analisis keuangan, yaitu rasio likuiditas, solvabilitas, aktivitas, profitabilitas, dan pasar. Rasio likuiditas adalah rasio yang digunakan untuk menilai kemampuan perusahaan dalam memenuhi kewajiban jangka pendek yang terdiri dari *current ratio*, *quick ratio*, dan *cash ratio*. Rasio solvabilitas mencerminkan kemampuan perusahaan dalam memenuhi seluruh kewajiban termasuk kewajiban jangka panjang yang terdiri dari *debt to asset ratio*, *debt to equity ratio*, *long term debt to equity ratio*, dan *long term debt to asset ratio*. Rasio aktivitas menunjukkan efisiensi pemanfaatan aset perusahaan untuk menghasilkan penjualan yang dapat diukur dengan *total asset turnover*, *fixed asset turnover*, *inventory turnover*, dan *receivable turnover*. Rasio profitabilitas menunjukkan kemampuan perusahaan dalam menghasilkan laba yang dapat diukur melalui *net profit margin*, *operating profit margin*, *return on asset*, dan *return on equity*. Sementara itu, rasio pasar menggambarkan penilaian investor terhadap prospek perusahaan yang terdiri dari *earnings per share*, *price earnings ratio*, dan *price to book value ratio*.

Untuk melakukan analisis rasio keuangan pada perusahaan F&B yang jumlahnya cukup banyak memerlukan metode yang mampu mengelompokkan perusahaan berdasarkan kesamaan karakteristik keuangannya, sekaligus melakukan pemeringkatan untuk mengetahui perusahaan dengan kinerja terbaik. Melalui pengelompokan, perusahaan dapat dipetakan ke dalam suatu kategori dengan karakteristik keuangan yang serupa, sehingga memudahkan dalam melihat pola dan tren industri. Selanjutnya, untuk membantu menentukan posisi perusahaan berdasarkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan dengan yang lain diperlukan

suatu metode pemeringkatan. Kombinasi keduanya menghasilkan analisis yang lebih objektif, terstruktur, dan bermanfaat bagi manajemen, investor, maupun pemangku kepentingan lainnya dalam mendukung pengambilan keputusan strategis.

Ada beberapa metode *clustering*, salah satunya adalah Fuzzy C-Means (FCM). FCM merupakan metode *clustering* berbasis fuzzy yang memungkinkan suatu objek memiliki keanggotaan pada lebih dari satu kelompok. FCM memberikan fleksibilitas dalam pengelompokan data berdasarkan fungsi keanggotaan fuzzy yang bersifat kontinu dalam rentang [0,1]. Berdasarkan penelitian yang dilakukan Turrahma, dkk (2023) yang berjudul Implementasi Fuzzy C-Means untuk Klastering Data Harga Saham Harian pada PT. Astra International Tbk menunjukkan bahwa metode FCM dapat mengelompokkan harga saham menjadi beberapa klaster. Penelitian lain juga dilakukan oleh W. Aliansa, dan Radi Saputra (2023) dengan judul Perbandingan Harga Saham Perbankan dengan Metode Fuzzy C-Means Klastering. Hal ini menunjukkan bahwa FCM merupakan salah satu metode yang banyak digunakan dalam *clustering*.

Setelah proses *clustering* selesai, tahap selanjutnya adalah melakukan pemeringkatan untuk mengetahui urutan kondisi keuangan perusahaan dalam setiap klaster. Pemeringkatan ini bertujuan untuk mengidentifikasi perusahaan dengan kondisi keuangan terbaik pada masing-masing kelompok. Salah satu metode yang sering digunakan dalam penelitian adalah TOPSIS. Konsep metode TOPSIS adalah mempertimbangkan alternatif yang ada berdasarkan jarak terdekat dari solusi ideal positif dan jarak terjauh dari solusi ideal negatif. Kelebihan dari metode TOPSIS yaitu konsepnya sederhana dan mudah dipahami (Firdaus, 2020). Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Ade Mubarak, dkk (2019) dengan judul Sistem Pendukung Keputusan Kelayakan Pemberian Kredit dengan Metode TOPSIS diperoleh bahwa penerapan metode TOPSIS dapat digunakan sebagai sistem pendukung keputusan pemberian kredit pada anggota koperasi. Penelitian dengan metode TOPSIS juga dilakukan oleh Liandry (2023) dengan judul Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Karyawan Terbaik dengan metode TOPSIS pada PT Terang Abadi Sriwijaya. Hal ini menunjukkan bahwa metode TOPSIS dapat

digunakan secara efektif untuk melakukan pemeringkatan alternatif berdasarkan kriteria tertentu yang telah ditentukan.

Penelitian ini menerapkan kombinasi metode FCM dan TOPSIS untuk mengelompokkan perusahaan berdasarkan *current ratio*, *debt to equity ratio*, *total asset turnover*, *net profit margin*, dan *earnings per share* serta menentukan peringkat perusahaan di setiap *cluster* berdasarkan dua rasio dominan yang diperoleh dari pusat kluster hasil perhitungan FCM. Penerapan kombinasi metode FCM dan TOPSIS pada perusahaan F&B diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai karakteristik perusahaan F&B serta menjadi alat bantu dalam pengambilan keputusan oleh berbagai pihak terkait.

KAJIAN TEORI

PERUSAHAAN F&B

Perusahaan F&B merupakan perusahaan yang bergerak dalam produksi makanan dan minuman. Produk yang dihasilkan meliputi makanan ringan, minuman siap saji, produk olahan susu, maupun kebutuhan konsumsi sehari-hari lainnya.

RASIO KEUANGAN

Rasio keuangan merupakan suatu teknik analisis dalam bidang manajemen keuangan yang digunakan sebagai alat ukur kondisi-kondisi keuangan suatu perusahaan dalam periode tertentu (Alma, 2022). Berikut jenis-jenis rasio keuangan:

1. Rasio Likuiditas

Rasio likuiditas merupakan rasio yang menggambarkan kemampuan perusahaan dalam memenuhi kewajiban (utang) jangka pendek. Terdapat beberapa rasio likuiditas, yaitu *current ratio*, *quick ratio*, dan *cash ratio*.

2. Rasio Solvabilitas

Rasio solvabilitas adalah kelompok rasio keuangan yang digunakan untuk mengukur kemampuan perusahaan dalam memenuhi kewajiban jangka panjangnya. Rasio solvabilitas terdiri dari *debt to asset ratio*, *debt to equity ratio*, *long term debt to equity ratio*, dan *long term debt to asset ratio*.

3. Rasio Aktivitas

Rasio aktivitas adalah kelompok rasio keuangan yang digunakan untuk mengukur efektivitas perusahaan dalam menggunakan aset-asetnya

guna menghasilkan penjualan atau pendapatan. Rasio aktivitas terdiri dari *total asset turnover*, *fixed asset turnover*, *inventory turnover*, dan *receivable turnover*.

4. Rasio Profitabilitas

Menurut Kasmir (2016), rasio profitabilitas merupakan rasio yang digunakan untuk menilai kemampuan perusahaan dalam menghasilkan keuntungan. Selain itu, rasio ini juga memberikan ukuran tingkat efektivitas manajemen dalam mengelola perusahaan. Rasio profitabilitas terdiri dari *net profit margin*, *operating profit margin*, *return on asset*, dan *return on equity*.

5. Rasio Pasar

Rasio Pasar adalah kelompok rasio keuangan yang digunakan untuk menilai kinerja saham suatu perusahaan di pasar modal. Rasio pasar terdiri dari *earnings per share*, *price earnings ratio*.

FUZZY C-MEANS

Fuzzy C-Means (FCM) merupakan salah satu teknik pengklasteran dimana keberadaan tiap titik data dalam suatu kluster ditentukan berdasarkan derajat keanggotaan (Rustiyanto, dan Mustakim, 2018). FCM pertama kali dikenalkan oleh Dunn pada tahun 1973 dan kemudian dikembangkan oleh Jim Bezdek pada tahun 1981 (Siregar, 2024).

Sebelum dilakukan proses pengklasteran, data terlebih dahulu dinormalisasi menggunakan normalisasi min-max. Normalisasi ini bertujuan agar setiap data memiliki skala yang sama dalam rentang [0,1]. Berikut rumus normalisasi min-max.

$$x_{ij} = \frac{a_{ij} - \min \{a_{lj}\}}{\max \{a_{lj}\} - \min \{a_{lj}\}} \quad (1)$$

dengan a_{ij} merupakan nilai data ke- i pada kriteria ke- j , $\min(a_{lj})$ dan $\max(a_{lj})$ berturut-turut merupakan nilai minimum pada kriteria ke- j dan nilai maksimum pada kriteria ke- j , kemudian x_{ij} adalah nilai hasil normalisasi alternatif ke- i pada kriteria ke- j , dengan rentang $0 \leq x_{ij} \leq 1$, $i = 1, 2, \dots, n$, $l = 1, 2, \dots, n$, dan $j = 1, 2, \dots, m$.

Setelah semua data ternormalisasi, dilakukan pengklasteran dengan algoritma FCM sebagai berikut.

1. Memasukkan data yang akan diklaster. Data direpresentasikan berupa matriks X berukuran $n \times m$ dengan n banyak data dan m banyak kriteria data. x_{ij} merupakan entri matriks X yang

menyatakan alternatif ke- i dan kriteria ke- j dengan $i = 1,2, \dots, n$ dan $j = 1,2, \dots, m$.

$$X = [x_{ij}] = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix}$$

2. Menentukan:
 - a. Banyak kluster (c)
 - b. Pangkat (w)
 - c. Maksimum iterasi ($MaxIter$)
 - d. Error terkecil yang diharapkan (ξ)
 - e. Fungsi Objektif Awal (P_0)
 - f. Iterasi awal (t_0)
3. Membentuk matriks partisi awal $U = [\mu_{ik}]$ dengan μ_{ik} bernilai mulai 0 sampai dengan 1 dan jumlah setiap barisnya sama dengan 1. Langkah membentuk matriks U dengan membangkitkan bilangan random μ_{ik} , $i = 1,2, \dots, n$; $k = 1,2, \dots, c$ dengan $\mu_{ik} \in [0,1]$ kemudian menghitung:

$$Q_i = \sum_{k=1}^c \mu'_{ik} \quad (2)$$

$$\mu_{ik} = \frac{\mu'_{ik}}{Q_i} \quad (3)$$

4. Menghitung pusat kluster ke- k dan kriteria ke- j , yaitu V_{kj}

$$V_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\mu_{ik})^w \cdot x_{ij})}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ik})^w} \quad (4)$$

dengan $k = 1,2, \dots, c$ dan $j = 1,2, \dots, m$.

Hasil pusat kluster V_{kj} akan disajikan dalam bentuk matriks V sebagai berikut.

$$V = \begin{bmatrix} V_{11} & V_{12} & V_{13} & V_{14} & \dots & V_{1m} \\ V_{21} & V_{22} & V_{23} & V_{24} & \dots & V_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ V_{c1} & V_{c2} & V_{c3} & V_{c4} & \dots & V_{cm} \end{bmatrix}$$

5. Menghitung fungsi objektif pada iterasi ke- t , yaitu P_t dengan $t = 0,1,2, \dots, d$, dengan d merupakan banyak iterasi.

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c \left(\left[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - V_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^w \right) \quad (5)$$

6. Menghitung perubahan matriks partisi

$$\mu_{ik} = \frac{\left[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c \left[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - V_{kj})^2 \right]^{\frac{-1}{w-1}}} \quad (6)$$

7. Cek kondisi berhenti

- a. Jika $(|P_t - (P_{t-1})| < \varepsilon)$ atau $(t > MaxIter)$ maka perhitungan selesai;
- b. Jika belum memenuhi kondisi berhenti maka $t = t + 1$ dan ulangi langkah ke-4.

TOPSIS

TOPSIS pertama kali dikenalkan oleh Yoon dan Hwang pada tahun 1981 untuk digunakan sebagai salah satu metode dalam memecahkan masalah multikriteria (Mubarok, dkk., 2019). TOPSIS merupakan suatu metode yang memiliki konsep dimana alternatif terbaik yang terpilih tidak hanya memiliki jarak terpendek dari solusi ideal positif, namun juga memiliki jarak terpanjang dari solusi ideal negatif (Perdana, dan Widodo, 2013). Berikut ini disajikan algoritma TOPSIS:

1. Menentukan matriks keputusan X

Matriks keputusan X disusun dengan alternatif sebanyak m sebagai baris dan kriteria sebanyak n sebagai kolom.

$$X = [x_{ij}] = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & x_{14} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & x_{24} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & x_{m3} & x_{m4} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix}$$

dengan $i = 1,2, \dots, m$ dan $j = 1,2, \dots, n$, dimana i = banyak alternatif, dan j = banyak kriteria.

2. Menentukan matriks keputusan ternormalisasi R

Matriks keputusan ternormalisasi R yaitu:

$$R = [r_{ij}] = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & r_{14} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & r_{24} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & r_{m3} & r_{m4} & \dots & r_{mn} \end{bmatrix}$$

dengan $i = 1,2, \dots, m$ dan $j = 1,2, \dots, n$, dimana i = banyak alternatif, dan j = banyak kriteria.

Untuk menghitung setiap entri r_{ij} persamaan yang digunakan adalah

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{l=1}^m x_{lj}^2}} \quad (7)$$

3. Membuat matriks keputusan ternormalisasi terbobot Y

Matriks keputusan ternormalisasi terbobot Y diperoleh dengan mengalikan antara bobot w_j dengan nilai setiap kriteria r_{ij} , yaitu:

$$Y = [y_{ij}] = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \dots & y_{1n} \\ y_{21} & y_{22} & \dots & y_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{m1} & y_{m2} & \dots & y_{mn} \end{bmatrix}$$

dengan $i = 1,2, \dots, m$, dan $j = 1,2, \dots, n$, dimana i = banyak alternatif, dan j = banyak kriteria.

Untuk menghitung setiap entri y_{ij} persamaan yang digunakan adalah

$$y_{ij} = w_j r_{ij} \quad (8)$$

4. Menentukan solusi ideal positif dan solusi ideal negatif

Solusi ideal positif (A^+) dan solusi ideal negatif (A^-) ditentukan berdasarkan kriteria keuntungan dan kriteria biaya. Kriteria keuntungan adalah kriteria yang dianggap menguntungkan. Sedangkan, kriteria biaya adalah kriteria dianggap tidak menguntungkan.

a. Solusi ideal positif (A^+)

$$A^+ = (y_1^+, y_2^+, \dots, y_n^+) \quad (9)$$

$$y_j^+ = \begin{cases} \max\{y_{ij}\}; & \text{jika } j \text{ adalah kriteria keuntungan} \\ \min\{y_{ij}\}; & \text{jika } j \text{ adalah kriteria biaya} \end{cases}$$

dengan $j = 1, 2, \dots, n$.

b. Solusi ideal negatif (A^-)

$$A^- = (y_1^-, y_2^-, \dots, y_n^-) \quad (10)$$

$$y_j^- = \begin{cases} \min\{y_{ij}\}; & \text{jika } j \text{ adalah kriteria keuntungan} \\ \max\{y_{ij}\}; & \text{jika } j \text{ adalah kriteria biaya} \end{cases}$$

dengan $j = 1, 2, \dots, n$.

5. Menghitung jarak setiap alternatif dari solusi ideal positif dan negatif

a. Jarak antara alternatif dengan solusi ideal positif dihitung menggunakan persamaan:

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (y_j^+ - y_{ij})^2} \quad (11)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, m$.

b. Jarak antara alternatif dengan solusi ideal negatif dihitung menggunakan persamaan:

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (y_{ij} - y_j^-)^2} \quad (11)$$

6. Menentukan nilai preferensi pada setiap alternatif
Menentukan nilai preferensi pada setiap alternatif (V_i) dihitung dengan persamaan berikut:

$$V_i = \frac{D_i^-}{D_i^- + D_i^+} \quad (13)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, m$.

7. Menentukan peringkat setiap alternatif

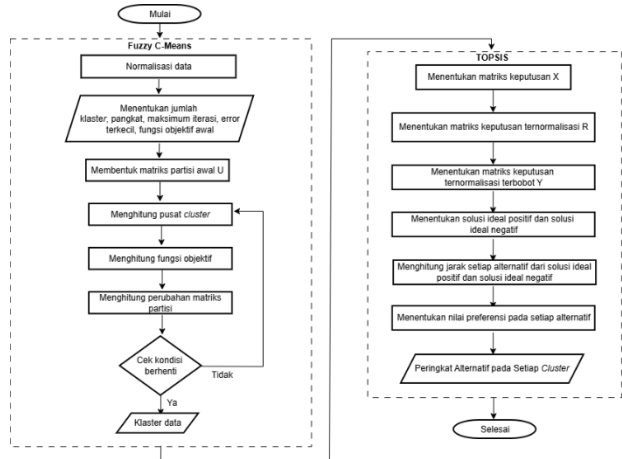
Peringkat untuk setiap alternatif diurutkan berdasarkan nilai V_i dari yang terbesar hingga terkecil. Dalam metode TOPSIS, nilai V_i menunjukkan seberapa dekat suatu alternatif dengan solusi terbaik dan seberapa jauh dari solusi terburuk. Oleh karena itu, dalam proses pengambilan keputusan, alternatif dengan nilai V_i terbesar akan menempati peringkat pertama, diikuti oleh alternatif lainnya secara menurun sesuai nilainya.

KOMBINASI METODE FUZZY C-MEANS DAN TOPSIS

Kombinasi metode Fuzzy C-Means dan TOPSIS digunakan pada kasus yang memerlukan proses

pengelompokan dan pemeringkatan secara bersamaan. Metode Fuzzy C-Means berfungsi untuk mengelompokkan data ke dalam beberapa kluster. Setelah data dikelompokkan, kemudian dilakukan perankingan pada masing-masing kluster menggunakan metode TOPSIS. Adapun langkah-langkah dalam kombinasi metode FCM dan TOPSIS disajikan dalam diagram alir berikut.

METODE



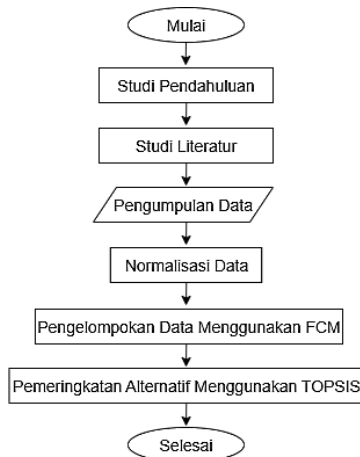
Gambar 1. Diagram Alir Kombinasi Metode Fuzzy C-Means dan TOPSIS

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan tujuan menganalisis kinerja keuangan perusahaan *Food and Beverage* (F&B) yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Proses analisis pada penelitian ini dilakukan dengan mengombinasikan dua metode, yaitu Fuzzy C-Means (FCM) untuk mengelompokkan perusahaan berdasarkan kriteria tertentu, dan metode *Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution* (TOPSIS) untuk melakukan pemeringkatan perusahaan pada setiap kluster yang terbentuk.

Sumber data dalam penelitian ini berasal dari data sekunder yang diperoleh melalui laporan keuangan tahunan perusahaan F&B. Data yang digunakan berupa data rasio keuangan perusahaan F&B. Data rasio keuangan tersebut diperoleh dengan mengakses laporan keuangan tahun 2024 masing-masing perusahaan melalui situs resmi BEI (www.idx.co.id).

Data rasio keuangan yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa kategori, yaitu rasio likuiditas (*current ratio, quick ratio, cash ratio*), rasio solvabilitas (*debt to asset ratio, debt to equity ratio, long term debt to equity ratio, long term debt to asset ratio*),

rasio aktivitas (*total asset turnover, fixed asset turnover, inventory turnover, receivable turnover*), rasio profitabilitas (*net profit margin, operating profit margin, return on asset, return on equity*), dan rasio pasar (*earnings per share, price earnings ratio, price to book value ratio*). Adapun proses pengolahan data dalam pengelompokan dan pemeringkatan perusahaan F&B di Indonesia dilakukan dengan menggunakan kombinasi metode FCM dan TOPSIS dengan tahapan yang disajikan dalam diagram alir berikut.



Gambar 2. Diagram Alir Teknik Pengolahan Data

Berdasarkan Gambar 2, teknik pengolahan data dalam penelitian ini dilaksanakan melalui beberapa tahapan sebagai berikut.

1. Studi Pendahuluan

Studi pendahuluan dilakukan untuk memahami kondisi awal objek penelitian, merumuskan masalah, dan menentukan tujuan pentingnya pengelompokan dan pemeringkatan perusahaan F&B di Indonesia, serta meninjau data awal yang akan digunakan.

2. Studi Literatur

Studi literatur dilakukan dengan menelaah berbagai sumber ilmiah baik berupa buku, jurnal, maupun artikel penelitian yang berkaitan dengan topik penelitian. Fokus utama studi literatur ini adalah memahami konsep dasar perusahaan F&B, indikator kinerja keuangan yang digunakan dalam analisis, serta prinsip dan penerapan metode FCM dan TOPSIS.

3. Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan dengan mengumpulkan data rasio keuangan perusahaan F&B dari laporan keuangan tahunan yang dipublikasikan melalui BEI. Data rasio keuangan

yang digunakan berupa rasio-rasio keuangan yang mewakili aspek likuiditas, solvabilitas, aktivitas, profitabilitas, dan pasar.

4. Normalisasi Data

Tahap normalisasi data dilakukan dengan mengubah data ke dalam skala yang sama menggunakan metode normalisasi min-max.

5. Pengelompokan Data Menggunakan FCM

Pada tahap ini, data keuangan yang terkumpul dikelompokkan menggunakan metode FCM. Kriteria yang digunakan pada FCM adalah *current ratio, debt to equity ratio, total asset turnover, net profit margin, dan earning per share*. Hasil dari proses FCM adalah pembagian perusahaan ke dalam beberapa kluster dengan nilai pusat kluster sebagai representasi karakteristik utama masing-masing kluster.

6. Pemeringkatan Alternatif Menggunakan TOPSIS

Tahap akhir adalah pemeringkatan alternatif pada masing-masing kluster yang terbentuk menggunakan metode TOPSIS. Kriteria yang digunakan dalam TOPSIS ditentukan berdasarkan dua rasio keuangan yang mempunyai nilai pusat kluster paling dominan pada masing-masing kluster hasil pengelompokan FCM. Proses ini menghasilkan urutan perusahaan F&B di Indonesia.

HASIL DAN PEMBAHASAN

PENGUMPULAN DATA

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data rasio keuangan 77 perusahaan *Food and Beverage* (F&B) di Indonesia tahun 2024 yang diperoleh dari laporan keuangan perusahaan melalui situs resmi Bursa Efek Indonesia (<http://www.idx.co.id>).

Tabel 1 Data Rasio Keuangan Perusahaan F&B di Indonesia

No	Nama Perusahaan	Current Ratio	Quick Ratio	...	Price to Book Value Ratio
1	AALI	2,60	1,46	...	0,51
2	ADES	4,04	3,43	...	0,24
3	AGAR	1,49	1,14	...	2,05
4	AISA	1,06	0,90	...	0,93
5	AMMS	25,17	22,01	...	0,87

6	ANDI	0,77	0,50	...	0,35
7	ANJT	1,26	1,00	...	6,12
8	ASHA	3,14	2,51	...	0,63
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
77	WMUU	0,35	0,34	...	0,15

PENGOLAHAN DATA DENGAN FCM

Pengolahan data dengan metode FCM diawali dengan normalisasi menggunakan metode normalisasi min-max. Normalisasi dilakukan pada data *current ratio*, *debt to equity ratio*, *total asset turnover*, *net profit margin*, dan *earnings per share*. Berikut ini diberikan contoh perhitungan normalisasi min-max untuk data ke-1 (Perusahaan 1) dan kriteria ke-1 (*current ratio*). Berdasarkan data pada Tabel 1 dan persamaan (1), maka:

$$x_{11} = \frac{2,60 - 0,10}{25,17 - 0,10} = 0,10$$

Dengan menggunakan langkah yang sama, diperoleh data hasil normalisasi yang disajikan pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Data Hasil Normalisasi

No	Nama Perusahaan	Current Ratio	Debt to Equity Ratio	...	Earnings per Share
1	AALI	0,10	0,01	...	0,61
2	ADES	0,16	0,01	...	0,89
3	AGAR	0,06	0,04	...	0,00
4	AISA	0,04	0,04	...	0,01
5	AMMS	1,00	0,00	...	0,00
6	ANDI	0,03	0,05	...	0,02
7	ANJT	0,05	0,02	...	0,00
8	ASHA	0,12	0,01	...	0,01
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
77	WMUU	0,01	0,07	...	0,01

Setelah data melalui proses normalisasi, tahap berikutnya adalah penerapan algoritma FCM. Adapun langkah-langkah perhitungan dengan metode FCM dijelaskan sebagai berikut.

1. Memasukkan data yang akan diklaster

Data direpresentasikan berupa matriks X berukuran $n \times m$ dengan n banyak data sebanyak 77 perusahaan dan m banyak kriteria data sebanyak 5 kriteria.

$$X = \begin{bmatrix} 0,10 & 0,01 & 0,03 & 0,05 & 0,61 \\ 0,16 & 0,01 & 0,03 & 0,24 & 0,89 \\ 0,06 & 0,04 & 0,06 & 0,01 & 0,00 \\ 0,04 & 0,04 & 0,04 & 0,03 & 0,01 \\ 1,00 & 0,00 & 0,00 & 0,01 & 0,00 \\ 0,03 & 0,05 & 0,02 & 0,88 & 0,02 \\ 0,05 & 0,02 & 0,01 & 0,03 & 0,00 \\ 0,12 & 0,01 & 0,07 & 0,10 & 0,01 \\ 0,04 & 0,31 & 0,08 & 0,02 & 0,01 \\ 0,53 & 0,00 & 0,01 & 0,12 & 0,06 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0,01 & 0,07 & 0,00 & 0,28 & 0,01 \end{bmatrix}$$

2. Menentukan:
 - a. Banyak klaster (c) = 2
 - b. Pangkat (w) = 2
 - c. Maksimum iterasi (MaxIter) = 100
 - d. Error terkecil yang diharapkan (ξ) = 0,00001
 - e. Fungsi objektif awal (P_0) = 0
 - f. Iterasi awal (t) = 0
 3. Membentuk matriks partisi awal U
- Pada penelitian ini, matriks partisi awal U dibentuk dengan membangkitkan bilangan random μ'_{ik} pada interval $[0,1]$, dimana $i = 1,2, \dots, 77$; $k = 5$. Bilangan random tersebut disajikan pada Tabel berikut.

Tabel 3. Bilangan Random

i	μ'_{i1}	μ'_{i2}	...	μ'_{i5}
1	0,77807	0,58612	...	0,38499
2	0,54080	0,93025	...	0,65444
3	0,77085	0,28391	...	0,83598
4	0,31204	0,33456	...	0,18274
5	0,30199	0,10083	...	0,76740
6	0,88733	0,09710	...	0,94865
7	0,31526	0,23727	...	0,34425
8	0,46421	0,67520	...	0,99308
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
77	0,64596	0,85662	...	0,73841

Langkah selanjutnya adalah mencari nilai Q_i dengan menggunakan persamaan (2). Diperoleh nilai Q_i sebagai berikut:

$$Q_1 = 0,77807 + 0,58612 + 0,83663 + 0,17316 + 0,38499 = 2,75897$$

$$Q_2 = 0,54080 + 0,93025 + 0,31898 + 0,91595 + 0,65444 = 3,36042$$

$$\vdots$$

$$Q_{77} = 0,64596 + 0,85662 + 0,85850 + 0,97299 + 0,73841 = 4,07248$$

Selanjutnya membentuk matriks partisi awal U dengan membangkitkan bilangan random μ_{ik} dengan menggunakan persamaan (3), yaitu $\mu_{ik} = \frac{\mu'_{ik}}{Q_i}$. Berikut diberikan contoh perhitungan untuk $i = 1$ dan $k = 1, 2, \dots, 5$.

- $\mu_{11} = \frac{0,77807}{2,75897} = 0,28202$
- $\mu_{12} = \frac{0,58612}{2,75897} = 0,21244$
- $\mu_{13} = \frac{0,83663}{2,75897} = 0,30324$
- $\mu_{14} = \frac{0,17316}{2,75897} = 0,06276$
- $\mu_{15} = \frac{0,38499}{2,75897} = 0,13954$

Dengan menggunakan cara yang sama pada seluruh bilangan random dan nilai Q_i , diperoleh matriks partisi awal U sebagai berikut.

$$U = \begin{bmatrix} 0,28202 & 0,21244 & \dots & 0,13954 \\ 0,16093 & 0,27683 & \dots & 0,19475 \\ 0,22157 & 0,08160 & \dots & 0,24029 \\ 0,14922 & 0,15998 & \dots & 0,08738 \\ 0,10391 & 0,03470 & \dots & 0,26406 \\ 0,25317 & 0,02770 & \dots & 0,27067 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,15862 & 0,21034 & \dots & 0,18132 \end{bmatrix}$$

4. Menghitung pusat kluster V_{kj}

Langkah selanjutnya adalah menghitung pusat kluster ke- k dan kriteria ke- j atau V_{kj} untuk $k = 1, 2, \dots, 5$ dan $j = 1, 2, \dots, 5$. Berikut diberikan contoh perhitungan V_{kj} untuk $k = 1$ dan $j = 1, 2, \dots, 5$. Berdasarkan matriks partisi awal U dan persamaan (4).

$$V_{11} = \frac{((0,28202)^2 \cdot 0,09975) + \dots + ((0,15862)^2 \cdot 0,00976)}{(0,28202)^2 + \dots + (0,15862)^2} = \frac{0,39218}{3,84060} = 0,10212$$

$$V_{12} = \frac{((0,28202)^2 \cdot 0,00926) + \dots + ((0,15862)^2 \cdot 0,07489)}{(0,28202)^2 + \dots + (0,15862)^2} = \frac{0,22880}{3,84060} = 0,05957$$

$$V_{13} = \frac{((0,28202)^2 \cdot 0,02849) + \dots + ((0,15862)^2 \cdot 0,00396)}{(0,28202)^2 + \dots + (0,15862)^2} = \frac{0,14766}{3,84060} = 0,03845$$

$$V_{14} = \frac{((0,28202)^2 \cdot 0,04779) + \dots + ((0,15862)^2 \cdot 0,28228)}{(0,28202)^2 + \dots + (0,15862)^2} = \frac{0,63054}{3,84060} = 0,16418$$

$$V_{15} = \frac{((0,28202)^2 \cdot 0,61474) + \dots + ((0,15862)^2 \cdot 0,00929)}{(0,28202)^2 + \dots + (0,15862)^2} = \frac{0,39697}{3,84060} = 0,10336$$

Dengan menggunakan perhitungan yang sama pada semua kluster dan semua kriteria, diperoleh hasil pusat kluster sebagai berikut.

$$V = \begin{bmatrix} 0,10212 & 0,05957 & \dots & 0,10336 \\ 0,09547 & 0,06791 & \dots & 0,13389 \\ 0,12418 & 0,05773 & \dots & 0,09613 \\ 0,09315 & 0,06846 & \dots & 0,08968 \\ 0,10520 & 0,06984 & \dots & 0,12248 \end{bmatrix}$$

5. Menghitung fungsi objektif pada iterasi ke- t
Fungsi objektif disimbolkan dengan P_t , dengan $t = 0, 1, 2, \dots, d$, dan d merupakan banyak iterasi. Fungsi objektif pada iterasi pertama (P_1) berdasarkan persamaan (5) adalah

$$P_1 = \sum_{i=1}^{77} \sum_{k=1}^5 \left(\left[\sum_{j=1}^5 (x_{ij} - V_{kj})^2 \right] (\mu_{ik})^2 \right) = 2,32726$$

6. Menghitung perubahan matriks partisi
Selanjutnya dilakukan perhitungan perubahan matriks partisi dengan menggunakan persamaan

$$(2.6) \text{ ,yaitu } \mu_{ik} = \frac{[\sum_{j=1}^m (x_{ij} - V_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}}{\sum_{k=1}^c [\sum_{j=1}^m (x_{ij} - V_{kj})^2]^{-\frac{1}{w-1}}} \text{ dengan}$$

$i = 1, 2, 3, \dots, 77$, dan $k = 1, 2, 3, 4, 5$. Berdasarkan matriks U dan perhitungan menggunakan persamaan (6), diperoleh hasil matriks partisi baru dalam bentuk matriks U berikut.

$$U = \begin{bmatrix} 0,19091 & 0,22240 & \dots & 0,21008 \\ 0,19979 & 0,20944 & \dots & 0,20695 \\ 0,14858 & 0,20557 & \dots & 0,17364 \\ 0,15644 & 0,19521 & \dots & 0,17642 \\ 0,19749 & 0,19602 & \dots & 0,19987 \\ 0,22226 & 0,18380 & \dots & 0,19961 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0,27616 & 0,14630 & \dots & 0,19000 \end{bmatrix}$$

7. Cek kondisi berhenti

Pada proses perhitungan iterasi ke-1 nilai fungsi objektif awal adalah 0 ($P_0 = 0$) dan fungsi objektif pada iterasi ke-1 adalah 2,32726 ($P_1 = 2,32726$), sehingga

$$|P_t - P_{(t-1)}| = |P_1 - P_0| = |2,32726 - 0| = 2,32726$$

Syarat kondisi berhenti adalah $|P_t - P_{(t-1)}| < \xi$, karena pada penelitian ini $\xi = 0,00001$, maka harus memenuhi $|P_t - P_{(t-1)}| < 0,00001$. Pada perhitungan di atas, hasil yang didapat yaitu 2,32726, dimana $2,32726 \not< 0,00001$, karena syarat kondisi berhenti belum terpenuhi maka iterasi harus dilanjutkan atau $t = t + 1$.

Berdasarkan perhitungan menggunakan *Microsoft Excel*, fungsi objektif yang diperoleh pada iterasi ke-55 adalah 1,42902. Langkah selanjutnya, melakukan cek kondisi berhenti dan diperoleh hasil sebagai berikut.

$$|P_t - P_{(t-1)}| = |P_{55} - P_{54}| = |1,42902 - 1,42902| = 0,00000$$

Pada tahap cek kondisi berhenti di atas, hasil yang didapat yaitu 0,00000, dimana $0,00000 < 0,00001$, sehingga memenuhi kondisi berhenti. Oleh karena itu, iterasi dapat dihentikan pada iterasi ke-55.

Dengan demikian, pusat kluster (V) dan matriks partisi akhir (U) yang diperoleh disajikan sebagai berikut:

Pusat kluster:

$$V = \begin{bmatrix} 0,04973 & 0,21571 & \dots & 0,02131 \\ 0,17488 & 0,02395 & \dots & 0,70928 \\ 0,07098 & 0,04802 & \dots & 0,12012 \\ 0,06095 & 0,05721 & \dots & 0,02026 \\ 0,22086 & 0,04225 & \dots & 0,05340 \end{bmatrix}$$

Matriks partisi U :

$$U = \begin{bmatrix} 0,01495 & 0,82135 & \dots & 0,05043 \\ 0,03067 & 0,80558 & \dots & 0,05334 \\ 0,00169 & 0,00270 & \dots & 0,03412 \\ 0,00155 & 0,00237 & \dots & 0,02906 \\ 0,10879 & 0,15905 & \dots & 0,30545 \\ 0,85994 & 0,02282 & \dots & 0,39020 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0,04108 & 0,03069 & \dots & 0,21768 \end{bmatrix}$$

INTERPRETASI HASIL KLASTERISASI

Berdasarkan hasil pengelompokan menggunakan metode FCM, diperoleh nilai pusat kluster yang menggambarkan karakteristik masing-masing kluster. Pusat kluster merupakan representasi rata-rata dari kriteria-kriteria rasio keuangan pada masing-masing kluster. Adapun interpretasi masing-masing kluster dijelaskan sebagai berikut.

- **Klaster 1: Klaster Solva-Profit**
Klaster ini dikategorikan sebagai klaster dengan rasio solvabilitas dan rasio profitabilitas sangat tinggi. Perusahaan dalam klaster ini dinilai sangat sehat karena mampu memenuhi utang jangka panjang dengan sangat baik, dan mampu menghasilkan keuntungan yang sangat besar dari operasionalnya.
- **Klaster 2: Klaster Likuid-Pasar**

Klaster ini dikategorikan sebagai klaster dengan rasio likuiditas tinggi dan rasio pasar sangat tinggi. Perusahaan dalam klaster ini dinilai sehat karena memiliki kemampuan baik dalam memenuhi utang jangka pendek, dan dinilai sangat baik oleh investor di pasar modal.

- **Klaster 3: klaster Profit-Pasar**
Klaster ini dikategorikan sebagai klaster dengan rasio profitabilitas dan rasio pasar tinggi. Perusahaan dalam klaster ini dinilai sehat karena mampu menghasilkan laba dengan baik, dan dinilai baik oleh investor di pasar modal.
- **Klaster 4: Klaster Likuid-Solva**
Klaster ini dikategorikan sebagai klaster dengan rasio likuiditas rendah dan rasio solvabilitas tinggi. Perusahaan dalam klaster ini dinilai cukup sehat, karena secara jangka panjang mampu menjaga stabilitas keuangan dan mengelola utang dengan baik. Namun, tingkat likuiditas yang rendah menunjukkan bahwa perusahaan perlu meningkatkan pengelolaan kas dan aset lancarnya agar utang jangka pendek bisa lebih cepat terpenuhi.
- **Klaster 5: Klaster Likuid-Profit**
Klaster ini dikategorikan sebagai klaster dengan rasio likuiditas sangat tinggi dan rasio profitabilitas rendah. Perusahaan dalam klaster ini dinilai cukup sehat karena memiliki kemampuan sangat baik dalam memenuhi utang jangka pendek. Namun, tingkat profitabilitas yang rendah menunjukkan bahwa perusahaan belum mengoptimalkan aset dan modal yang dimiliki untuk menghasilkan laba secara maksimal.

Langkah selanjutnya adalah menentukan kecenderungan masing-masing perusahaan untuk masuk ke salah satu dari lima klaster. Proses ini menggunakan matriks partisi akhir U yang diperoleh dari iterasi ke-55. Matriks partisi akhir U tersebut berisi nilai derajat keanggotaan (μ) dari setiap perusahaan terhadap masing-masing klaster. Perusahaan diklasifikasikan ke dalam klaster yang memiliki nilai derajat keanggotaan paling besar. Adapun hasil pengelompokan disajikan sebagai berikut.

- **Klaster Solva-Profit:** ANDI, BTEK, dan WMPP.
- **Klaster Likuid-Pasar:** AALI, ADES, CEKA, ICBP, SMAR, STTP, dan TGKA.

- Klaster Profit-Pasar: CLEO, CMRY, COCO, CPIN, CSRA, DSNG, FAPA, INDE, JAWA, JPFA, KEJU, MAIN, MLBI, MYOR, PSDN, PSGO, SGR, SIMP, SKLT, SSMS, STAA, TAPG, TAYS, TBLA, TLDN, dan WMUU.
- Klaster Likuid-Solva: AGAR, AISA, ANJT, ASHA, BEEF, BOBA, BUDI, BWPT, CBUT, CPRO, CRAB, DPUM, DSFI, ENZO, FISH, FOOD, GOOD, GULA, GZCO, HOKI, IKAN, JARR, MKTR, MGRO, NASI, OILS, PGUN, ROTI, SIPD, SKBM, TRGU, UNSP, dan WAPO.
- Klaster Likuid-Profit: AMMS, BISI, CAMP, DEWI, DLTA, IBOS, LSIP, dan ULTJ.

PENGOLAHAN DATA DENGAN TOPSIS

Setelah dilakukan proses pengelompokan menggunakan metode FCM, langkah selanjutnya adalah proses pemeringkatan dengan metode TOPSIS pada masing-masing klaster. Berikut ini disajikan penjelasan terkait proses perhitungan menggunakan metode TOPSIS pada Klaster Solva-Profit.

Berdasarkan hasil pengelompokan menggunakan metode FCM, alternatif pada Klaster Solva-Profit disajikan pada Tabel 4 berikut.

Tabel 4. Alternatif pada Klaster Solva-Profit

Alternatif	Keterangan
A ₁	ANDI
A ₂	BTEK
A ₃	WMPP

Kriteria yang digunakan pada klaster solva-profit adalah sebagai berikut.

Tabel 5. Kriteria pada Klaster Solva-Profit

Kriteria	Keterangan	Bobot Kriteria	Jenis
C ₁	Debt to Asset Ratio	0,15	Biaya
C ₂	Debt to Equity Ratio	0,15	Biaya
C ₃	Long Term Debt to Equity Ratio	0,10	Biaya
C ₄	Long Term Debt to Asset Ratio	0,10	Biaya
C ₅	Net profit margin	0,15	Keuntungan
C ₆	Operating profit margin	0,15	Keuntungan
C ₇	Return on asset	0,10	Keuntungan
C ₈	Return on equity	0,10	Keuntungan

Bobot kriteria yang terdapat pada Tabel 5 ditetapkan berdasarkan kontribusi masing-masing kriteria dalam analisis kinerja keuangan perusahaan.

Adapun perhitungan TOPSIS pada klaster solva-profit disajikan sebagai berikut.

1. Menentukan matriks keputusan X

Langkah pertama perhitungan TOPSIS pada penelitian ini adalah menentukan matriks keputusan X. Matriks keputusan X dibentuk dari data rasio solvabilitas dan rasio profitabilitas. Berikut ini disajikan matriks keputusan X.

$$X = \begin{bmatrix} 0,54 & 1,19 & 87,80 & \dots & 123,13 \\ 0,88 & 7,42 & 726,83 & \dots & 155,52 \\ 0,85 & 5,72 & 572,32 & \dots & 86,04 \end{bmatrix}$$

2. Menentukan matriks keputusan ternormalisasi R

Langkah selanjutnya adalah menentukan matriks keputusan ternormalisasi R. Matriks keputusan ternormalisasi dihitung dengan menggunakan persamaan (7), yaitu $r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}}$ dengan $i =$

1,2,3 dan $j = 1,2, \dots, 8$. Berikut ini disajikan perhitungan entri matriks keputusan ternormalisasi R untuk $i = 1$ dan $j = 1,2, \dots, 8$. Berdasarkan matriks keputusan X dan persamaan (7), diperoleh:

$$r_{11} = \frac{x_{11}}{\sqrt{\sum_{i=1}^3 x_{i1}^2}} = \frac{0,54}{1,34045} = 0,40561$$

$$r_{12} = \frac{x_{12}}{\sqrt{\sum_{i=1}^3 x_{i2}^2}} = \frac{1,19}{9,44588} = 0,12614$$

⋮

$$r_{18} = \frac{x_{18}}{\sqrt{\sum_{i=1}^3 x_{i8}^2}} = \frac{123,13}{216,21727} = 0,56949$$

Berdasarkan contoh perhitungan entri matriks keputusan ternormalisasi pada $i = 1$ dan $j = 1,2, \dots, 8$, dengan cara yang sama juga dilakukan untuk data lainnya, sehingga diperoleh matriks keputusan ternormalisasi R sebagai berikut.

$$R = \begin{bmatrix} 0,40561 & 0,12614 & \dots & 0,56949 \\ 0,65741 & 0,78548 & \dots & 0,71927 \\ 0,63505 & 0,60589 & \dots & 0,39791 \end{bmatrix}$$

3. Membuat matriks keputusan ternormalisasi terbobot Y

Setelah menentukan matriks keputusan ternormalisasi R, langkah berikutnya adalah membuat matriks keputusan ternormalisasi terbobot Y dengan menggunakan persamaan (8), yaitu $y_{ij} = w_j r_{ij}$. Berikut diberikan contoh perhitungan entri matriks keputusan ternormalisasi terbobot Y untuk $i = 1$, dan $j = 1,2, \dots, 8$. Berdasarkan bobot kriteria yang terdapat

pada Tabel 4.16 dan matriks keputusan ternormalisasi R , diperoleh:

$$y_{11} = w_1 \times r_{11} = 0,15 \times 0,40561 = 0,06084$$

$$y_{12} = w_2 \times r_{12} = 0,15 \times 0,12614 = 0,01892$$

⋮

$$y_{18} = w_8 \times r_{18} = 0,10 \times 0,56949 = 0,05695$$

Berdasarkan contoh perhitungan entri matriks keputusan ternormalisasi terbobot di atas, perhitungan dengan cara yang sama juga dilakukan untuk alternatif lainnya, sehingga diperoleh matriks keputusan ternormalisasi terbobot Y sebagai berikut.

$$Y = \begin{bmatrix} 0,06084 & 0,01892 & \dots & 0,05695 \\ 0,09861 & 0,11782 & \dots & 0,07193 \\ 0,09526 & 0,09088 & \dots & 0,03979 \end{bmatrix}$$

4. Menentukan solusi ideal positif A^+ dan solusi ideal negatif A^-

- Solusi ideal positif A^+

Solusi ideal positif A^+ ditentukan berdasarkan kriteria biaya dan keuntungan. Berikut ini disajikan perhitungan solusi ideal positif A^+ untuk kriteria *debt to asset ratio* (C_1) atau $j = 1$. Berdasarkan Tabel 5, C_1 adalah kriteria biaya. Berdasarkan matriks Y dan persamaan (9), diperoleh:

$$\begin{aligned} y_1^+ &= \min\{y_{i1}\} \\ &= \min\{0,06084; 0,09861; 0,09526\} \\ &= 0,06084 \end{aligned}$$

Dengan menggunakan cara yang sama, perhitungan dilanjutkan untuk semua kriteria, sehingga diperoleh hasil solusi ideal positif sebagai berikut.

Tabel 6. Solusi Ideal Positif Klaster Solva-Profit

	y_1^+	y_2^+	⋯	y_8^+
A^+	0,06084	0,01892	⋯	0,07193

- Solusi ideal negatif A^-

Solusi ideal negatif A^- ditentukan berdasarkan kriteria biaya dan keuntungan. Berikut ini disajikan perhitungan solusi ideal positif A^+ untuk kriteria *debt to asset ratio* (C_1) atau $j = 1$. Berdasarkan Tabel 5, C_1 merupakan kriteria biaya. Berdasarkan matriks Y dan persamaan (9), diperoleh:

$$\begin{aligned} y_1^+ &= \max\{y_{i1}\} \\ &= \max\{0,06084; 0,09861; 0,09526\} \end{aligned}$$

$$= 0,09861$$

Dengan menggunakan cara yang sama, perhitungan dilanjutkan untuk semua kriteria, sehingga diperoleh hasil solusi ideal negative sebagai berikut.

Tabel 7. Solusi Ideal Negatif Klaster Solva-Profit

	y_1^-	y_2^-	⋯	y_8^-
A^-	0,09861	0,11782	⋯	0,03979

5. Menghitung jarak setiap alternatif dari solusi ideal positif dan solusi ideal negatif

- Jarak antara alternatif dengan solusi ideal positif dihitung menggunakan persamaan (11). Berikut diberikan contoh perhitungan jarak alternatif dari solusi ideal positif untuk $i = 1$, dan $j = 1, 2, \dots, 8$.

$$\begin{aligned} D_1^+ &= \sqrt{\sum_{j=1}^8 (y_j^+ - y_{1j})^2} \\ &= \sqrt{(0,06084 - 0,06084)^2 + \dots + (0,07193 - 0,05695)^2} \\ &= 0,14546 \end{aligned}$$

- Jarak antara alternatif dengan solusi ideal negatif dihitung menggunakan persamaan (12). Berikut ini diberikan contoh perhitungan jarak alternatif dari solusi ideal negatif untuk $i = 1$, dan $j = 1, 2, \dots, 8$.

$$\begin{aligned} D_1^- &= \sqrt{\sum_{j=1}^8 (y_{1j} - y_j^-)^2} \\ &= \sqrt{(0,06084 - 0,09861)^2 + \dots + (0,05695 - 0,03979)^2} \\ &= 0,15062 \end{aligned}$$

Berdasarkan contoh perhitungan jarak antara alternatif ke-1 dengan solusi ideal positif dan solusi ideal negatif, perhitungan dengan cara yang sama juga dilakukan untuk data lainnya. Hasil perhitungan jarak antara setiap alternatif dengan solusi ideal positif dan solusi ideal negatif disajikan dalam Tabel 8 berikut.

Tabel 8. Jarak Alternatif dengan Solusi Ideal pada Klaster Solva-Profit

Alternatif	D_i^+	D_i^-
A_1	0,14546	0,15062
A_2	0,17851	0,05378
A_3	0,12867	0,14780

6. Menentukan nilai preferensi pada setiap alternatif (V_i)

Nilai preferensi pada setiap alternatif dapat dihitung dengan persamaan (14). Berikut ini diberikan contoh perhitungan nilai preferensi untuk $i = 1$.

$$\begin{aligned}
 V_1 &= \frac{d_1^-}{d_1^- + d_1^+} \\
 &= \frac{0,15062}{0,15062 + 0,14546} \\
 &= 0,50870
 \end{aligned}$$

Berdasarkan contoh perhitungan nilai preferensi pada alternatif ke-1, perhitungan dengan cara yang sama juga dilakukan untuk data lainnya. Hasil perhitungan nilai preferensi pada setiap alternatif disajikan dalam Tabel 9.

Tabel 9. Nilai Preferensi pada Kluster Solva-Profit.

Alternatif	V_i
A_1	0,50870
A_2	0,23154
A_3	0,53460

7. Menentukan peringkat setiap alternatif

Peringkat masing-masing alternatif ditentukan berdasarkan hasil perhitungan nilai preferensi yang tercantum dalam Tabel 9. Alternatif dengan nilai preferensi yang lebih tinggi dianggap sebagai alternatif yang lebih unggul. Berikut peringkat alternatif pada kluster likuid-profit.

Tabel 10. Peringkat Alternatif pada Kluster Solva-Profit

Alternatif	V_i	Peringkat
A_1	0,50870	2
A_2	0,23154	3
A_3	0,53460	1

Berdasarkan peringkat setiap alternatif pada Tabel 10, diperoleh peringkat perusahaan sebagai berikut.

Tabel 11. Peringkat Perusahaan pada Kluster Solva-Profit

Perusahaan	Peringkat
WMPP	1
ANDI	2
BTEK	3

Dengan menerapkan langkah yang sama seperti perhitungan TOPSIS pada Kluster Solva-Profit, diperoleh hasil peringkat perusahaan pada Kluster Likuid-Pasar, Kluster Profit-Pasar, Kluster Likuid-Solva, Kluster Likuid-Profit sebagai berikut.

Tabel 12. Peringkat Perusahaan pada Kluster Likuid-Pasar

Perusahaan	Peringkat
ADES	1
STTP	2
CEKA	3
SMAR	4
AALI	5
ICBP	6
TGKA	7

Tabel 13. Peringkat Perusahaan pada Kluster Profit-Pasar

Perusahaan	Peringkat
TAYS	1
PSDN	2
COCO	3
TAPG	4
MLBI	5
STAA	6
CMRY	7
TLDN	8
CSRA	9
WMUU	10
KEJU	11
SGRO	12
JPFA	13
TBLA	14
SSMS	15
MAIN	16
CLEO	17
SIMP	18
PSGO	19
DSNG	20
SKLT	21
MYOR	22
CPIN	23
JAWA	24
FAPA	25
INDF	26

Tabel 14. Peringkat Perusahaan pada Kluster Likuid-Solva

Perusahaan	Peringkat
CRAB	1
WAPO	2
BOBA	3

MKTR	4
ASHA	5
GULA	6
ROTI	7
NASI	8
JARR	9
DSFI	10
SKBM	11
PGUN	12
AGAR	13
IKAN	14
HOKI	15
AISA	16
ANJT	17
GOOD	18
BUDI	19
SIPD	20
FISH	21
GZCO	22
CPRO	23
OILS	24
ENZO	25
CBUT	26
DPUM	27
TRGU	28
MGRO	29
BWPT	30
BEEF	31
UNSP	32
FOOD	33

Tabel 15. Peringkat Perusahaan pada Kluster Likuid-Profit

Perusahaan	Peringkat
AMMS	1
LSIP	2
DLTA	3
ULTJ	4
BISI	5
CAMP	6
DEWI	7
IBOS	8

Berdasarkan hasil perhitungan TOPSIS, diperoleh peringkat perusahaan pada masing-masing kluster yang menunjukkan tingkat kinerja keuangan terbaik hingga terendah berdasarkan rasio keuangan yang

mewakili karakteristik kluster tersebut. Peringkat pertama dalam setiap kluster mencerminkan perusahaan dengan kinerja paling optimal dan efisien dalam pengelolaan aspek keuangan sesuai dengan karakteristik klasternya, sedangkan peringkat terakhir menunjukkan perusahaan dengan kinerja yang relatif perlu ditingkatkan.

PENUTUP

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan menggunakan metode FCM dan TOPSIS, diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Pengelompokan perusahaan F&B di Indonesia menggunakan FCM berdasarkan rasio keuangan utama yang mewakili setiap kategori rasio keuangan menghasilkan lima kluster, yaitu kluster solva-profit yang terdiri dari 3 perusahaan, kluster likuid-pasar yang terdiri dari 7 perusahaan, kluster profit-pasar yang terdiri dari 26 perusahaan, kluster likuid-solva yang terdiri dari 33 perusahaan, dan kluster likuid-profit yang terdiri dari 8 perusahaan.
2. Pemeringkatan perusahaan F&B pada masing-masing kluster menghasilkan peringkat lengkap dari seluruh alternatif yang telah ditentukan. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa pada kluster solva-profit, WMPP menempati peringkat satu dengan nilai preferensi sebesar 0,53460. Pada kluster likuid-pasar, ADES menjadi peringkat ke satu dengan nilai preferensi 0,58740. Pada kluster profit-pasar, TAYS menempati peringkat satu dengan nilai preferensi sebesar 0,74176. Pada kluster likuid-solva, CRAB menempati peringkat satu dengan nilai preferensi 0,85204. Sementara itu, pada kluster likuid-profit, AMMS menempati peringkat satu dengan nilai preferensi sebesar 0,54556.

SARAN

Sebagai tindak lanjut, disarankan agar penelitian selanjutnya menambahkan metode pembobotan, agar hasil penelitian lebih representatif. Selain itu, pengembangan penelitian dengan gabungan metode lain, seperti Fuzzy C-Means dengan Analytic Hierarchy Process, atau TOPSIS dengan Weighted Product, juga

direkomendasikan untuk mengembangkan inovasi metodologis yang dapat memperkaya pendekatan analisis di bidang ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Aliansa, W., & SAPUTRA, R. A. (2023). Perbandingan Harga Saham Perbankan Dengan Metode Fuzzy C-Means Klustering. In *Prosiding Seminar Nasional Pemanfaatan Sains dan Teknologi Informasi*, 1(1), 369-376.
- Alma, A. (2022). *Analisis kinerja keuangan terhadap rasio keuangan pt. unilever yang terdaftar di bursa efek indonesia* (Doctoral dissertation, IAIN PAREPARE).
- Dewa, Y., & Sunrowiyati, S. (2016). Analisis Rasio Keuangan Sebagai Alat Penilaian Untuk Mengukur Kinerja Keuangan Perusahaan Pada SPBU Gedog. *Jurnal Riset Mahasiswa Ekonomi (RITMIK)*, 3(2).
- Dewi, M. (2017). Penggunaan analisis rasio likuiditas dan solvabilitas untuk mengukur kinerja keuangan di PT. Aneka Tambang Tbk. *Jurnal penelitian ekonomi akuntansi (jensi)*, 1(2), 102-112.
- Firdaus, G. S. (2020). Evaluasi Daerah Ketahanan Pangan Provinsi Jawa Timur Menggunakan Metode Fuzzy C-Means (FCM) dan Technique For Order Preference By Similarity To Ideal Solution (Topsis).
- Kasmir. (2016). *Analisis Laporan Keuangan*. Jakarta: PT. Raja Grafindo Persada.
- Liandry, S. (2023). *Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Karyawan Terbaik Dengan Metode Topsis Pada Pt Terang Abadi Sriwijaya* (Doctoral dissertation, Universitas Multi Data Palembang).
- Mubarok, A., Suherman, H. D., Ramdhani, Y., & Topiq, S. (2019). Sistem Pendukung Keputusan Kelayakan Pemberian Kredit Dengan Metode TOPSIS. *Jurnal Informatika*, 6(1), 37-46.
- Perdana, N. G., & Widodo, T. (2013). Sistem Pendukung Keputusan Pemberian Beasiswa Kepada Peserta Didik Baru Menggunakan Metode TOPSIS. *Semantik 2013*, 3(1), 265-272.
- Rustiyani, R., dan Mustakim, M. (2018). Penerapan Algoritma Fuzzy C Means untuk Analisis Permasalahan Simpanan Wajib Anggota Koperasi. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(2), 171-176.
- Siregar, M. (2024). Analisis Perilaku Sosial Masyarakat Terhadap Pandemi Menggunakan Metode Fuzzy C-Means. *JISTech: Journal of Information Systems and Technology*, 1(2), 75-82.
- Turrahma, R. N., Putra, A. N. C., Alfajri, M. D., Gusmanto, R., & Oktoeberza, W. K. (2023). Implementasi Fuzzy C-Means Untuk Klustering Data Harga Saham Harian Pada PT. Astra International TBK. *Rekursif: Jurnal Informatika*, 11(1), 64-69.