

Analisis Clustering Perusahaan Sub Sektor Perbankan berdasarkan Rasio Keuangan CAMELS Tahun 2014 menggunakan Metode *Fuzzy C-Means* dan *Fuzzy Gustafson Kessel*

Nur Afifah Amalia, Dwiatmono Agus Widodo, dan Pratnya Paramitha Oktaviana
Jurusan Statistika, Fakultas MIPA, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111 Indonesia

e-mail: dwiatmono@statistika.its.ac.id, paramitha@statistika.its.ac.id, amalia12@statistika.its.ac.id

Abstrak—Sub sektor perbankan merupakan salah satu sub sektor keuangan yang memiliki kontribusi cukup tinggi dalam hal penginvestasian saham. Kondisi saham yang tidak menentu setiap tahunnya, membuat para investor kesulitan untuk memilih saham mana yang akan dipilih. Hal ini menyebabkan setiap bank harus mampu memperlihatkan suatu kinerja yang baik dan maksimal dimata para investor saham. Kondisi prospektif tidaknya suatu saham dapat dilakukan dengan melihat hasil laporan keuangan dari setiap perusahaan dan menganalisisnya lebih lanjut melalui rasio keuangan CAMELS. Setelah didapatkan data rasio keuangan, seorang investor sebaiknya melakukan pengelompokkan perusahaan berdasarkan rasio keuangan tersebut agar investasi yang dilakukan memberikan keuntungan yang maksimal. Selama ini, metode pengelompokkan yang sering digunakan berupa metode hirarki. Oleh karena itu, peneliti tertarik untuk mengelompokkan rasio keuangan menggunakan metode non hirarki yaitu *Fuzzy C-Means* dan *Fuzzy Gustafson Kessel*. Pada penelitian ini diperoleh kondisi optimum untuk kedua metode berdasarkan nilai Index XB sebanyak 2 cluster dengan metode terbaik adalah metode *Fuzzy Gustafson Kessel* berdasarkan nilai icdrate terkecil yaitu sebesar 0,7232. Hasil karakteristik berupa statistika deskriptif menghasilkan bahwa ada perbedaan nilai median di setiap cluster pada masing-masing rasio keuangan dengan rata-rata nilai median tertinggi terjadi pada hasil pengelompokkan di cluster ke 2 dan ukuran penyebaran data terbesar terjadi pada cluster ke 1. Berdasarkan jumlah cluster optimum dan metode terbaik, maka hasil pengujian MANOVA menghasilkan bahwa tidak ada perbedaan karakteristik antar cluster terhadap respon.

Kata Kunci— *Fuzzy C-Means*, *Fuzzy Gustafson Kessel*, Rasio Keuangan CAMELS, Sub Sektor Perbankan.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan sektor keuangan di Indonesia yang terdiri dari perbankan dan pasar modal dari tahun ke tahun mengalami peningkatan yang cukup pesat, terutama 17 tahun terakhir sejak tahun 1998. Terdapat lima sub sektor keuangan di Bursa Efek Indonesia dan berdasarkan lima sub sektor tersebut, sub sektor perbankan lah yang memberikan kontribusi lebih tinggi dalam hal penginvestasian saham, karena kegiatan sub sektor ini cukup berkaitan pada sektor ekonomi makro yang terjadi di Indonesia. Saat ini, sektor perbankan melalui kredit masih merupakan penggerak perekonomian suatu bangsa dan cukup memiliki kaitan erat terhadap iklim investasi yang terjadi pada sektor riil. Hal ini terbukti dengan

adanya emiten-emiten (perusahaan *go public*) pada sub sektor perbankan yang dinilai dapat memberikan input yang berarti terhadap fluktuasi yang terjadi pada IHSG dan secara umum, margin bunga kotor bank memang besar bisa mencapai 60%[1].

Banyaknya jumlah perusahaan sub sektor perbankan menimbulkan suatu bentuk persaingan yang bertujuan untuk memperluas pangsa pasar perbankan dikalangan masyarakat. Hal ini membutuhkan suatu modal yang tidak sedikit dan bentuk modal yang cukup memiliki pengaruh besar berupa saham. Perubahan kondisi saham yang tidak menentu setiap tahunnya membuat para investor kesulitan untuk memilih saham mana yang akan dipilih. Untuk melihat kondisi prospektif tidaknya suatu saham, dapat dilakukan suatu analisis pengelompokkan dengan melihat hasil laporan keuangan dari setiap perusahaan melalui analisis rasio keuangan CAMELS.

Fuzzy clustering merupakan suatu metode yang melakukan pengelompokkan dengan mempertimbangkan tingkat keanggotaan mencakup himpunan *fuzzy* sebagai dasar pembobotan bagi pengelompokkan[2]. Ada banyak metode pengelompokkan dalam *Fuzzy clustering*, salah satunya yaitu *Fuzzy C-Means* (FCM) dan *Fuzzy Gustafson Kessel* (FGK). Setelah dilakukan pengelompokkan dengan kedua metode tersebut, langkah selanjutnya adalah mencari banyaknya cluster yang optimum berdasarkan indeks XB dan menentukan metode terbaik dengan melihat kriteria *icdrate*. Kemudian dilakukan analisis MANOVA untuk mengetahui perbedaan karakteristik setiap cluster.

Penelitian menggunakan metode pengelompokkan menggunakan FCM dan FGK pernah dilakukan oleh Al-Dubae & Ahmad tentang *Google search engine* yang menunjukkan bahwa metode FGK memiliki nilai yang lebih baik dibanding FCM berdasarkan kriteria fungsi objektif, rasio simpangan baku, dan indeks Xie dan Beni[3].

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Analisis Komponen Utama

Analisis komponen utama atau *principle component analysis* merupakan suatu teknik analisis untuk mentransformasi variabel-variabel asli yang masih berkorelasi satu dengan yang lain menjadi satu set variabel yang tidak berkorelasi lagi. Kriteria pemilihan komponen utama yaitu berdasarkan proporsi kumulatif keragaman data asal yang

dijelaskan oleh komponen utama, proporsi total variansi populasi bernilai cukup besar, dan secara visual dapat melalui *scree plot*.

Pembentukan komponen utama berdasarkan matrik kovariansi terdiri dari vektor acak $X' = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ dengan pasangan nilai eigen dan vektor eigen yang saling ortonormal adalah $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$, dimana $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ maka komponen utama ke- i didefinisikan sebagai berikut:

$$W_j = e_j'X = e_{j1}X_1 + e_{j2}X_2 + \dots + e_{jp}X_p \quad (1)$$

dengan $j = 1, 2, \dots, p$

Kemudian proporsi total variansi yang dijelaskan komponen utama ke- h adalah sebagai berikut [4].

$$[\text{Keragaman Total}] = \lambda_h / (\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p) \quad (2)$$

Sebelum melakukan analisis komponen utama, terdapat beberapa hal yang harus dipenuhi terlebih dahulu yaitu asumsi normal multivariat, korelasi antar variabel, dan kecukupan data.

B. Derajat Keanggotaan

Ada dua cara mendefinisikan keanggotaan himpunan Fuzzy, yaitu secara numerik dan fungsional. Dalam metode *Fuzzy clustering*, definisi keanggotaan himpunan Fuzzy adalah secara fungsional atau pendekatan fungsi. Fungsi keanggotaan (*membership function*) atau bisa disebut derajat keanggotaan memiliki arti sebagai suatu kurva yang menunjukkan pemetaan titik-titik input data ke dalam nilai keanggotaan yang memiliki interval antara 0 sampai 1. Beberapa fungsi keanggotaan yang paling sederhana dan bisa digunakan adalah representasi linier, kurva segitiga, dan kurva trapesium[5].

C. Fuzzy Clustering

Fuzzy clustering yaitu suatu metode yang melakukan pengelompokan dengan mempertimbangkan tingkat keanggotaan mencakup himpunan fuzzy sebagai dasar pembobotan bagi pengelompokan. Ada banyak metode dalam *fuzzy clustering*, salah satunya adalah metode FCM dan FGK.

1) Fuzzy C-Means

Analisis pengelompokan yang digunakan dalam metode FCM menggunakan jarak *euclidean* sebagai *default* ukuran jaraknya, dimana ukuran jarak ini hanya bisa mendeteksi kelompok dengan susunan *spherical*. Konsep FCM merupakan ide mencari struktur cluster yang meminimumkan fungsi objektif yaitu jarak antar objek ke setiap titik pusat cluster dengan menggunakan pengguna *lagrange* yang akan ditampilkan pada persamaan (3) berikut ini[6].

$$J_{FCM}(X, U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m D_{ik}^2 \quad (3)$$

$$= \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m \|v_i - x_k\|^2$$

dengan v_i : pusat kelompok ke i

μ_{ik} : derajat keanggotaan objek ke- k dan kelompok ke- i

m : bobot ($m > 1$)

x_k : objek ke- k

Berikut merupakan algoritma dari metode FCM.

1. Input data yang akan dikelompokkan
2. Menentukan banyak kelompok yang akan dibentuk ($1 < c < N$), *weighting exponent* ($m > 1$), maksimum ite-rasi

(MaksIter), error terkecil yang diharapkan ($\epsilon > 0$), fungsi objektif awal=0, dan iterasi awal ($t=1$).

3. Membentuk matriks partisi awal U (derajat keanggotaan dalam *cluster*).

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{11}(x_1) & \mu_{12}(x_2) & \dots & \mu_{1l}(x_l) \\ \mu_{21}(x_1) & \mu_{22}(x_2) & \dots & \mu_{2l}(x_l) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{c1}(x_1) & \mu_{c2}(x_2) & \dots & \mu_{cl}(x_l) \end{bmatrix} \quad (4)$$

4. Menghitung pusat kelompok ke- i .

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^N \mu_{ik}^m}, i = 1, 2, \dots, c \quad (5)$$

5. Menghitung formula jarak *euclidean* D_{ik}^2 .

$$D_{ik}^2 = \|x_k - v_i\|^2 = (x_k - v_i)^T A (x_k - v_i) \quad (6)$$

dengan A = matriks definit positif

6. Menghitung fungsi objektif yang ada di persamaan (3) pada iterasi ke- t .

7. Menghitung nilai fungsi keanggotaan yang baru U^{t+1}

$$u_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{D(x_k, v_i)}{D(x_k, v_j)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (7)$$

8. Membandingkan nilai keanggotaan dalam matriks U , jika $\|U^{t+1} - U^t\| < \epsilon$ atau ($t > \text{MaksIter}$) maka sudah konvergen. Jika $\|U^{t+1} - U^t\| \geq \epsilon$ kembali ke langkah 4.

2) Fuzzy Gustafson Kessel

Gustafson Kessel, mengusulkan modifikasi pada komponen jarak dalam fungsi tujuan D_{ik}^2 yang diminimasi dalam FCM yaitu formula jarak *mahalanobis* yang digunakan untuk bentuk *hyper ellipsoidal* dan untuk mempertimbangkan distribusi data dengan memasukkan kovarians data[7]. Matrik A dalam persamaan (10) disusulkan untuk disubstitusi dengan matrik yang disebut *fuzzy covariance matrix*. Hal ini yang menyebabkan pengelompokan FGK lebih dapat menyesuaikan bentuk geometris fungsi keanggotaan yang tepat untuk sebuah himpunan.

Berikut merupakan algoritma dari metode FGK.

1. Input data yang akan dikelompokkan
2. Menentukan banyak kelompok yang akan dibentuk ($1 < c < N$), *weighting exponent* ($m > 1$), maksimum iterasi (MasIter), error terkecil ($\epsilon > 0$), fungsi objektif awal = 0, dan iterasi awal ($t=1$).

3. Membentuk matriks partisi awal U sesuai dengan persamaan (4).

4. Menghitung pusat kelompok ke - k dengan rumus pada persamaan (5).

5. Menghitung matriks kovarians kelompok.

$$F_i = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_{ik}^m (x_k - v_i)(x_k - v_i)^T}{\sum_{k=1}^N \mu_{ik}^m} \quad (8)$$

6. Menghitung jarak D_{ik}^2 .

$$D_{ikA_i}^2 = (x_k - v_i)^T A (x_k - v_i) \quad (9)$$

dengan :

$$A = [\det(F_i)]^{1/N} F_i^{-1} \quad (10)$$

7. Menghitung fungsi objektif di persamaan (3) pada iterasi ke- t .

8. Menghitung nilai fungsi keanggotaan yang baru U_{t+1}

$$u_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{D_{ikA_i}}{D_{jkA_i}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (11)$$

9. Membandingkan nilai keanggotaan dalam matriks U, jika $\|U^{t+1} - U^t\| < \epsilon$ atau $(t > \text{MaksIter})$ maka sudah konvergen. Jika $\|U^{t+1} - U^t\| \geq \epsilon$ kembali ke langkah 4.

3) *Indeks Validitas Kelompok*

Untuk mengetahui apakah sebuah partisi sesuai untuk semua data, perlu dilakukan validitas kelompok melalui perhitungan indeks validitas. Salah satu indeks validitas yang sering digunakan dalam penentuan jumlah kelompok optimum adalah Indeks XB (Xie dan Beni). Xie dan Beni menyarankan indeks validitas yang fokus pada dua properti, yaitu *compactness* dan *separation*[8]. Perhitungan jumlah optimal dari kelompok dengan melihat nilai indeks paling kecil.

$$XB(c) = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N \mu_{ik}^m D_{ik}^2(x_k, v_i)}{N \min_{i,k} \|v_k, v_i\|^2} \quad (12)$$

4) *Evaluasi Hasil Pengelompokkan*

Internal Cluster Dispersion Rate (Icdrate) merupakan metode yang digunakan untuk membandingkan metode klaster yang terbaik dengan mengevaluasi performansi algoritma dengan menggunakan presentase rata-rata dari klasifikasi yang benar (*recovery rate*). Nilai persebaran data-data dalam cluster (*Icdrate*) dari hasil akhir pengelompokan[9].

$$icdrate = 1 - \frac{SSB}{SST} = 1 - \frac{SST - SSW}{SST} = 1 - R^2 \quad (13)$$

dengan

SST : Total jumlah dari kuadrat jarak terhadap rata-rata keseluruhan (*Sum Square Total*)

SSW: Total jumlah dari kuadrat jarak objek terhadap rata-rata kelompoknya (*Sum Square Within Total*)

SSB : *Sum Square Between* (SST – SSW)

R^2 : *Recovery Rate*(SSB/SST)

D. *MANOVA (Multivariate Analysis of Variance)*

MANOVA dapat digunakan untuk mengetahui apakah ada perbedaan yang nyata pada variabel respon antar anggota *cluster* terhadap semua indikator. Sebelum melakukan pengujian MANOVA, dilakukan terlebih dahulu pemenuhan asumsi yaitu semua populasi memiliki matriks kovarian yang sama dan data berasal dari distribusi multivariat normal

Setelah semua asumsi dipenuhi, maka analisis MANOVA dapat dilakukan dengan model sebagai berikut.

$$X_{lj} = \mu + \tau_l + e_{lj} \quad (14)$$

dengan $j : 1, 2, \dots, n_l$

$l : 1, 2, \dots, g$

μ : rata-rata keseluruhan

τ_l : efek perlakuan ke l dimana $\sum_{l=1}^g n_l \tau_l = 0$

e_{lj} : residual yang saling bebas dengan distribusi

$$N_p(0, \Sigma)$$

Hipotesis yang digunakan dalam pengujian kesamaan vektor rata-rata adalah sebagai berikut.

$$H_0: \tau_1 = \tau_2 = \dots = \tau_g$$

H_1 : minimal ada satu τ_l yang berbeda

Statistik uji yang digunakan adalah *Wilk's Lambda* dengan rumus sebagai berikut.

$$\Lambda = \frac{|W|}{|B + W|} \quad (15)$$

Nilai statistik *Wilk's Lambda* dapat diketahui dengan statistik uji F yaitu dengan menolak H_0 jika nilai $\Lambda^* > F_{\alpha; c-1; n-c}$.

dengan **W** : matriks *sum of square residuals*

B : matriks *sum of square treatment*

n : jumlah sampel

c : banyaknya kelompok

n_c : banyaknya anggota pada kelompok c

Penggunaan *Wilk's Lambda* tidak akan menjadi lebih baik apabila asumsi matriks kovarian sama atau homogen tidak terpenuhi. Oleh karena itu, statistik uji yang harus digunakan adalah *Pillai's Trace*[10]. Berikut akan ditampilkan rumus dari *Pillai's Trace*.

$$V = \text{tr}[(W + B)^{-1}B] \quad (16)$$

Nilai statistik *Pillai'a Trace* dapat diketahui dengan statistik uji F yaitu dengan menolak H_0 jika nilai $V^* > F_{\alpha; c-1; n-c}$.

E. *Perbankan dan Laporan Keuangan*

Bank merupakan perusahaan yang bergerak dalam bidang keuangan, artinya aktivitas perbankan selalu berkaitan dalam bidang keuangan.

Tujuan dari pelaporan keuangan untuk menyediakan informasi yang bermanfaat kepada investor, kreditor dan pemakai lainnya, baik yang sekarang dan potensial pada pembuatan keputusan investasi, kredit dan keputusan sejenis secara rasional.

F. *Rasio Keuangan dan Rasio CAMELS*

Rasio keuangan adalah angka yang diperoleh dari hasil perbandingan dari suatu pos laporan keuangan dengan pos lainnya yang mempunyai hubungan yang re-levan dan signifikan. Salah satu rasio keuangan yang sering digunakan dalam dunia perbankan adalah rasio CAMEL. Dalam kamus perbankan (1999), CAMEL adalah rasio yang paling banyak berpengaruh terhadap kondisi keuangan dan kesehatan bank. Tetapi, sistem penilaian terhadap tingkat ke-sehatan bank yang berlaku saat ini adalah penilaian berdasarkan faktor CAMELS yang menggantikan sistem sebelumnya yaitu CAMEL.

Rasio CAMELS ini merupakan tolak ukur yang menjadi objek pemeriksaan bank yang dilakukan oleh pengawas perbankan. Penilaian tingkat kesehatan bank berdasarkan ketentuan Bank Indonesia mencakup penilaian terhadap komponen-komponen CAMELS yaitu *Capital, Asset Quality, Management, Earning, Likuidity, dan Sensitivity to Market Risk*.

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. *Sumber Data dan Variabel Penelitian*

Data yang digunakan adalah data sekunder dari laporan keuangan tahun 2014 pada masing-masing perusahaan di setiap sub sektor perbankan yang didapatkan dari website Bursa Efek Indonesia (www.idx.co.id) dengan jumlah perusahaan sebanyak adalah 41 perusahaan.

Variabel yang digunakan dalam pada penelitian ini terdiri dari 11 rasio keuangan berdasarkan proyeksi CAMELS yang ditunjukkan pada Tabel 1 di bawah ini.

TABEL 1. VARIABEL PENELITIAN

Variabel	Keterangan	Proyeksi CAMELS
X ₁	Capital Adequacy Ratio	Capital
X ₂	Kualitas Aktiva Produktif	
X ₃	Non Performing Loan	Asset Quality
X ₄	Return on Risk Assets	
X ₅	Net Profit Margin	Management
X ₆	Return on Assets	
X ₇	Return on Equity	Earning
X ₈	Biaya Operasional	
X ₉	Net Interest Margin	

X_{10}	<i>Loan to Deposit Ratio</i>	<i>Likuidity</i>
X_{11}	<i>Interest Expense Ratio</i>	<i>Sensitivity to Market Risk</i>

B. Langkah Analisis

Langkah analisis yang digunakan dalam penelitian adalah sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan karakteristik masing-masing perusahaan sub sektor perbankan berdasarkan indikator rasio keuangan melalui statistika deskriptif yang divisualisasikan dengan diagram batang.
2. Mendapatkan perbandingan hasil pengelompokkan perusahaan pada sub sektor perbankan berdasarkan rasio keuangan menggunakan metode FCM dan FGK.
 - a. Menentukan derajat keanggotaan melalui fungsi keanggotaan sebagai imputasi dari metode FCM dan FGK dengan pereduksian variabel menggunakan Analisis Komponen Utama.
 - b. Melakukan analisis *clustering* menggunakan metode FCM dengan input berupa data rasio keuangan dan matriks partisi awal U
 - c. Melakukan analisis *clustering* menggunakan metode FGK dengan input berupa data rasio keuangan dan matriks partisi awal U.
 - d. Menentukan jumlah *cluster* optimum menggunakan nilai indeks XB yang paling kecil.
 - e. Melakukan perbandingan antara metode FCM dan FGK *clustering* melalui nilai *icdrate*.
3. Menentukan perbedaan karakteristik pada masing-masing *cluster* menggunakan pengujian MANOVA dan statistika deskriptif.

IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

A. Karakteristik Sub Sektor Perbankan berdasarkan Rasio Keuangan

Karakteristik rasio keuangan pada sub sektor perbankan dapat diketahui menggunakan statistika deskriptif. Berdasarkan Tabel 2, dapat diketahui bahwa terdapat beberapa rasio keuangan yang memiliki perbedaan nilai karakteristik yang cukup besar antar perusahaan. Hal ini terjadi karena terdapat beberapa perusahaan yang memiliki jumlah kerugian yang lebih besar daripada jumlah keuntungan yaitu pada Bank dengan kode saham BABP, BCIC, dan BEKS yang menyebabkan nilai beberapa rasio keuangan menjadi negatif. Selain itu, Bank dengan kode saham NOBU tidak memiliki kredit bermasalah yang menyebabkan nilai beberapa rasio keuangan kode saham NOBU bernilai 0. Perbedaan-perbedaan yang terjadi pada beberapa perusahaan tersebut akan berakibat pada munculnya data *outlier* yang akan berdampak pada hasil analisis. Untuk mengatasi kondisi ini, maka data yang digunakan adalah data yang tidak mengikutsertakan *outlier*, sehingga jumlah data yang digunakan pada penelitian ini berubah menjadi 37 perusahaan.

TABEL 2. KARAKTERISTIK BERDASARKAN RASIO KEUANGAN

Variabel	Rata-Rata	Median	StDev	Min	Maks
CAR	18,32	6,46	10,05	16,6	48,97
KAP	1,461	1,594	0	0,945	8,732
NPL	2,393	2,185	0	1,96	12,24
RORA	1,678	2,227	-7,74	1,49	5,66
NPM	12,18	10,68	-6,61	9,02	52,12
ROA	1,436	1,66	-4,96	1,32	4,74
ROE	8,35	13,8	-57,88	8,6	31,22
BOPO	85,8	15,18	56,04	88,37	135,91

NIM	5,113	2,336	0,24	4,75	11,4
LDR	83,72	12,42	51,97	85,19	108,86
IER	6,359	2,257	0,32	6,74	10,79

Berdasarkan perubahan jumlah data, didapatkan bahwa keragaman masing-masing nilai rasio keuangan di sub sektor perbankan masih cukup tinggi. Hal ini ditunjukkan dengan nilai keragaman untuk masing-masing rasio keuangan yang bernilai lebih dari 0, bahkan terdapat rasio keuangan yang memiliki keragaman terbesar yaitu rasio BOPO sebesar 12,11. Untuk pemusatan data berdasarkan nilai rata-rata terbesar terjadi pada rasio keuangan LDR dan median terbesar terjadi pada rasio keuangan BOPO.

B. Perbandingan Hasil Pengelompokkan

Berikut akan dilakukan analisis komponen utama untuk menyusun matriks U yang kemudian akan dilanjutkan proses pengelompokkan menggunakan metode FCM dan FGK.

1) Analisis Komponen Utama

Tujuan dari dilakukannya Analisis Komponen Utama yaitu agar tiap komponen yang terbentuk dapat mewakili seluruh variabel, sehingga hasil dari *score component* akan diubah menjadi derajat keanggotaan.

Berdasarkan Tabel 3 dapat diketahui bahwa terdapat lebih dari 1 komponen yang memiliki nilai *eigenvalue* lebih dari 1. Hal ini menunjukkan bahwa ada 8 komponen utama yang terbentuk berdasarkan data rasio keuangan sub sektor perbankan tahun 2014. Tetapi dengan melihat *percentage of variance*, pemilihan 3 komponen sudah mampu menjelaskan keragaman variabel asli sebesar 79,502%. Oleh karena itu, dari sebelas rasio keuangan sub sektor perbankan tahun 2014 dapat dijelaskan sebesar 79,502% dari 3 komponen yang terbentuk. Berikut akan disajikan *Eigenvalues* dan *Persentase of Variance* pada Tabel 3 di bawah ini.

TABEL 3. EIGENVALUES DAN PERSENTAGE OF VARIANCE

Component	Initial Eigenvalues		
	Total	% of Variance	Cumulative %
1	5,205	47,319	47,319
2	2,255	20,501	67,819
3	1,285	11,682	79,502
4	0,990	8,996	88,497
5	0,509	4,630	93,127
6	0,364	3,313	96,440
7	0,186	1,687	98,127
8	0,102	0,930	99,058
9	0,057	0,514	99,571
10	0,034	0,306	99,877
11	0,014	0,123	100,000

Berikut adalah persamaan 3 komponen yang telah terbentuk.

$$PC_1 = 0,088x_1 - 0,079x_2 - 0,015x_3 + 0,415x_4 + 0,403x_5 + 0,430x_6 + 0,365x_7 - 0,416x_8 + 0,275x_9 + 0,156x_{10} - 0,244x_{11}$$

$$PC_2 = -0,225x_1 + 0,599x_2 + 0,606x_3 - 0,014x_4 + 0,019x_5 - 0,017x_6 + 0,039x_7 + 0,014x_8 + 0,028x_9 + 0,469x_{10} + 0,028x_{11}$$

$$PC_3 = 0,731x_1 + 0,028x_2 + 0,069x_3 - 0,142x_4 - 0,084x_5 - 0,083x_6 - 0,432x_7 - 0,096x_8 + 0,241x_9 + 0,266x_{10} - 0,318x_{11}$$

Berdasarkan persamaan-persamaan tersebut, selanjutnya akan diperoleh nilai *score component* yang akan dibentuk nilai derajat keanggotaan sesuai dengan fungsi keanggotaan yang telah ditentukan sebelumnya. Dalam

hal ini, fungsi keanggotaan yang digunakan adalah fungsi keanggotaan linear naik, linear turun, segitiga, dan trapesium. Kemudian dari derajat keanggotaan akan dibentuk matriks berukuran *cluster x objek*.

2) *Fuzzy C-Means*

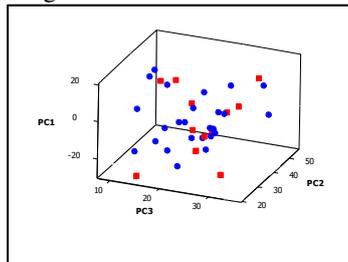
Pengelompokkan rasio keuangan sub sektor perbankan tahun 2014 menggunakan metode FCM dilakukan dengan membentuk *cluster* yang berjumlah 2-5 *cluster*.

Berdasarkan Tabel 4 dapat diketahui bahwa jumlah *cluster* optimum pada metode FCM adalah pada saat menggunakan pengelompokkan 2 *cluster* dengan nilai index XB sebesar 0,2085877. Dari hasil pengelompokkan menggunakan metode FCM didapatkan bahwa jumlah sub sektor perbankan yang masuk ke dalam *cluster* 1 sebanyak 25 bank dan jumlah sub sektor perbankan yang masuk ke dalam *cluster* 2 sebanyak 12 bank. Dari hasil masing-masing *cluster* tersebut, didapatkan nilai index XB yang ditampilkan pada Tabel 4.

TABEL 4. NILAI INDEX XB METODE FCM

Jumlah Cluster	Fungsi Keanggotaan			
	Linear Naik	Linear Turun	Segitiga	Trapesium
2	0,2085877	0,2085877	0,2085877	0,2085877
3	0,2258932	0,2258932	0,2258932	0,2258932
4	0,3141975	0,3141975	0,3141975	0,3141975
5	0,3865076	0,3865076	0,3865076	0,3865076

Secara visual, plot data hasil *clustering* dapat dilihat pada Gambar 4.14 yaitu 25 bank yang masuk pada *cluster* pertama ditunjukkan dengan titik-titik berwarna biru, sedangkan 12 bank yang masuk pada *cluster* kedua ditunjukkan dengan titik-titik berwarna merah.



Gambar 1. Cluster Optimum menggunakan FCM

Berdasarkan hasil karakteristik pengelompokkan masing-masing *cluster*, dapat diketahui bahwa ada perbedaan nilai me-dian di setiap *cluster* pada masing-masing rasio keuangan. Rata-rata nilai median tertinggi terjadi pada hasil pengelompokkan di *cluster* ke 1. Sedangkan untuk ukuran penyebaran data terbesar terjadi pada *cluster* ke 2 yang ditunjukkan dengan bentuk *boxplot* yang lebih lebar.

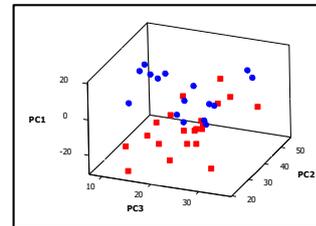
3) *Fuzzy Gustafson Kessel*

Pengelompokkan rasio keuangan sub sektor perbankan tahun 2014 menggunakan metode FGK dilakukan dengan membentuk *cluster* yang berjumlah 2-5 *cluster*. Dari hasil masing-masing *cluster* tersebut, didapatkan nilai index XB dan ditampilkan pada Tabel 5.

TABEL 5. NILAI INDEX XB METODE FGK

Jumlah Cluster	Fungsi Keanggotaan			
	Linear Naik	Linear Turun	Segitiga	Trapesium
2	0,5197962	0,5197962	0,5197962	0,5197962
3	4,246463	4,246463	4,246463	4,246463
4	2,618107	2,618107	2,618107	2,618107
5	11,45603	11,45603	11,45603	11,45603

Berdasarkan Tabel 5 dapat diketahui bahwa jumlah *cluster* optimum pada metode FGK dengan penggunaan fungsi keanggotaan yang berbeda menghasilkan nilai Index XB yang sama yaitu pada saat menggunakan pengelompokkan 2 *cluster* dengan nilai index XB sebesar 0,5197962. Dari hasil pengelompokkan menggunakan metode FGK jumlah sub sektor perbankan yang masuk ke dalam *cluster* 1 sebanyak 16 bank. Sedangkan jumlah sub sektor perbankan yang masuk ke dalam *cluster* 2 sebanyak 21 bank. Secara visual, plot data hasil *clustering* dapat dilihat pada Gambar 2 dengan keterangan titik-titik berwarna biru adalah *cluster* pertama dan titik-titik berwarna merah adalah *cluster* kedua.



Gambar 2. Cluster Optimum menggunakan FGK

Berdasarkan hasil karakteristik pengelompokkan masing-masing *cluster* pada Gambar 4.16, dapat diketahui bahwa ada perbedaan nilai me-dian di setiap *cluster* pada masing-masing rasio keuangan. Rata-rata nilai median tertinggi terjadi pada hasil pengelompokkan di *cluster* ke 1. Sedangkan untuk ukuran penyebaran data terbesar terjadi pada *cluster* ke 1 yang ditunjukkan dengan bentuk *boxplot* yang lebih lebar.

4) *Perbandingan Hasil Pengelompokkan*

Setelah menentukan jumlah *cluster* optimum untuk masing-masing metode, langkah selanjutnya adalah menentukan hasil pengelompokkan terbaik dari kedua metode yaitu FCM dan FGK berdasarkan kriteria nilai *icdrate*. Pada Tabel 6 akan ditampilkan nilai *icdrate* untuk masing-masing metode menggunakan 4 fungsi keanggotaan.

TABEL 6. NILAI SSW, SSB, DAN ICDRATE UNTUK METODE FCM DAN FGK

Nilai	FCM	FGK
SSW	5261,6	6289,5
SSB	47,068	2406,9
<i>icdrate</i>	0,9946	0,7232

Berdasarkan Tabel 6 dapat diketahui bahwa nilai *icdrate* terkecil didapatkan ketika menggunakan metode *Fuzzy Gustafson Kessel* dengan jumlah *cluster* optimum sebanyak 2 *cluster*. Hal ini terjadi untuk semua fungsi keanggotaan. Sehingga didapatkan kesimpulan bahwa fungsi keanggotaan yang berbeda memberikan nilai *icdrate* yang sama tergantung metode dan jumlah *cluster* yang digunakan.

C. *Karakteristik Hasil Pengelompokkan*

Karakteristik hasil pengelompokkan dapat diketahui menggunakan statistika deskriptif. Berdasarkan nilai statistika deskriptif pada Tabel 7, didapatkan bahwa rata-rata dan keragaman nilai rasio CAR terbesar terjadi pada pengelompokkan *cluster* ke 2, rata-rata dan keragaman nilai rasio KAP terbesar terjadi pada pengelompokkan *cluster* ke 2, rata-rata dan keragaman nilai rasio NPL terbesar terjadi pada pengelompokkan *cluster* ke 2, rata-rata dan keragaman nilai rasio RORA, ROA, ROE, NIM terbesar terjadi pada pengelompokkan *cluster* ke 1, rata-rata nilai rasio BOPO, IER terbesar terjadi pada

pengelompokkan *cluster* ke 1 dan keragaman terbesar pada *cluster* 2, serta rata-rata nilai rasio BOPO, LDR terbesar terjadi pada pengelompokkan *cluster* ke 2 dan keragaman terbesar pada *cluster* 1

TABEL 7. NILAI UNTUK MASING-MASING CLUSTER

Variabel	Median		Stdev	
	C 1	C 2	C 1	C 2
CAR	17,646	18,02	3,702	4,61
KAP	1,075	1,261	0,525	1,191
NPL	1,925	2,012	0,591	1,477
RORA	3,122	1,392	1,556	0,871
NPM	18,3	7,171	8,93	3,145
ROA	2,556	1,186	1,232	0,706
ROE	15,98	7,91	8,06	4,66
BOPO	75,24	88,82	11,22	9,27
NIM	5,474	5,001	1,883	2,385
LDR	88,68	82,12	6,75	14,11
IER	5,415	6,746	2,308	1,87

Berdasarkan hasil analisis sebelumnya, dapat diketahui bahwa terdapat perbedaan karakteristik setiap *cluster* berdasarkan nilai statistika deskriptifnya. Kemudian akan dilakukan pengujian *one way* MANOVA untuk mengetahui perbedaan karakteristik pada setiap *cluster* yang terbentuk. Pada hasil pengujian asumsi normal multivariat dapat diketahui bahwa data rasio keuangan pada sub sektor perbankan tidak memiliki distribusi normal multivariat, sehingga dilakukan pengasumsian distribusi normal multivariat dan untuk pengujian asumsi matriks kovarian yang homogen juga tidak terpenuhi. Karena data tidak memenuhi asumsi matrik kovarian yang homogen, maka statistik uji yang digunakan adalah *Pillai's Trace*.

Pada hasil tabel pengujian *one-way* MANOVA dapat diketahui bahwa nilai *V* sebesar 0,582 dan *F* hitung sebesar 3,158 yang menunjukkan bahwa lebih besar dari *F* tabel sebesar 4,121. Hal ini berarti tidak terdapat perbedaan karakteristik pada setiap *cluster* yang terbentuk.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Keragaman masing-masing nilai rasio keuangan di sub sektor perbankan sangatlah tinggi. Hal ini ditunjukkan dengan nilai keragaman untuk masing-masing rasio keuangan yang bernilai lebih dari 0, bahkan terdapat rasio keuangan yang memiliki keragaman terbesar yaitu rasio BOPO sebesar 15,18.

Perbandingan hasil pengelompokkan perusahaan pada sub sektor perbankan berdasarkan rasio keuangan menggunakan metode *Fuzzy C-Means* dan *Fuzzy Gustafson Kessel* didapat-kan jumlah *cluster* optimum sebanyak 2 *cluster* untuk metode *Fuzzy C-Means* dan 2 *cluster* optimum untuk metode *Fuzzy Gustafson Kessel*.

Sedangkan perbandingan penggunaan metode terbaik berdasarkan nilai *icdrate* terkecil sebesar 0,7232 adalah pada saat menggunakan metode *Fuzzy Gustafson Kessel* dengan jumlah *cluster* optimum 2 *cluster*

Untuk statistika deskriptif diketahui bahwa ada perbedaan nilai median di setiap *cluster* pada masing-masing rasio keuangan. Rata-rata nilai median tertinggi terjadi pada hasil pengelompokkan di *cluster* ke 2 Sedangkan untuk ukuran penyebaran data terbesar terjadi pada *cluster* ke 1 yang ditunjukkan dengan bentuk *boxplot* yang lebih lebar. Sedangkan untuk pengujian pada *one-way* MANOVA menghasilkan bahwa nilai *V* sebesar 0,582 dan *F* hitung sebesar 3,158 yang menunjukkan bahwa lebih besar dari *F* tabel sebesar 4,121. Hal ini berarti tidak terdapat perbedaan karakteristik pada setiap *cluster* yang terbentuk..

Saran yang dapat diberikan kepada penelitian selanjutnya adalah penggunaan variabel rasio keuangan yang lain, penggunaan metode lain untuk perbandingan *Fuzzy Clustering*, mengatasi asumsi yang tidak terpenuhi dengan menambah jumlah data, dan melakukan analisis *Clustering* untuk sektor selain sektor perbankan

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Setianto, B. (2015). Kombinasi Fundamental dan Technical Analysis. *Buletin Saham-Saham Undervalue*.
- [2] Bezdek, J. C. (1981). *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. New York: Plenum Press.
- [3] Al-Dubae, S., & Ahmad, N. (2010). Search Result Clustering Using Fuzzy C-Mean and Gustafson Kessel Algorithms : A Comparative Study. *IEEE CComputer Society*, 1-5.
- [4] Johnson, R., & Wichern, D. (2002). *Applied Multivariate Statistical Analysis* (5th ed.). New Jersey: Prentice Hall International Inc.
- [5] Kusumadewi, S., & Hari, P. (2004). *Aplikasi Logika Fuzzy untuk Pendukung Keputusan*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- [6] Hartati, S., & Hamzah, A. (2005). Kajian Eksperimen Kinerja Fuzzy Clustering C Mean, Gusta-Kessel, Gath-Geva dan C regresi. *Jurnal Teknologi Informasi dan Bisnis*, VI, 1-14.
- [7] Gustafson, D., & Kessel, W. (1979). Fuzzy CLustering with A FUZZY Covariance Matrix. *Proc IEEE CDC*, 761-766.
- [8] Xie, X., & Beni, G. (1991). A validity measure for Fuzzy clustering. *IEEE Trans*.
- [9] Mingoti, S., & Lima, J. (2006). Comparing SOM Neural Network with Fuzzy C-Means. *European Journal of Operational Research*, 1742-1759.
- [10] Rencher, A. (1998). *Multivariate Statistical Inference and Application*. Brigham: Wiley-Interscience Publication.