

Evaluasi Kinerja Pemasok Menggunakan *Fuzzy C-Means Clustering* dan AHP di CV Delta Raya

Laily Rahmadhani, Arif Djunaidy, dan Ahmad Mukhlason
Departemen Sistem Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
e-mail: adjunaidy@its.ac.id

Abstrak—CV Delta Raya merupakan perusahaan yang memproduksi furnitur. Perusahaan ini memiliki berbagai kategori pemasok untuk memasok berbagai bahan baku. Selama ini, evaluasi kinerja pemasok dilakukan secara manual tanpa perhitungan yang akurat, sehingga kinerja pemasok tidak dapat dinilai dengan baik. Penelitian ini bertujuan untuk membantu perusahaan agar dapat melakukan evaluasi para pemasok dengan baik. Pertama, analisis segmentasi pemasok dilakukan untuk mengelompokkan semua pemasok berdasarkan karakteristik yang dimiliki oleh masing-masing pemasok. Untuk ini, analisis segmentasi pemasok dilakukan menggunakan metode *clustering fuzzy c-means* berdasarkan hasil pemodelan *recency*, *frequency*, dan *monetary* (RFM) yang menggambarkan perilaku pemasok. Kedua, metode *analytical hierarchy process* (AHP) digunakan untuk mempe-ringkat semua pemasok yang dihasilkan oleh analisis segmen-tasi. Ketiga, *data envelopment analysis* (DEA) kemudian digu-nakan terhadap data hasil pemeringkatan pemasok untuk mem-peroleh skor efisiensi sebagai ukuran kinerja dari pemasok dari berbagai kategori berdasarkan hasil pemodelan RFM. Hasil analisis segmentasi menggunakan gabungan pemodelan RFM, *clustering fuzzy c-means*, dan metode AHP menghasilkan tiga klaster pemasok. Hasil analisis segmentasi ditampilkan dalam bentuk visualisasi guna memudahkan perusahaan dalam melakukan analisis setiap klaster yang dihasilkan. Dari ketiga klaster yang dihasilkan, terdapat satu klaster terbaik yang berisikan 46 pemasok dan mempunyai rata-rata skor RFM tertinggi sebesar 0,6635. Analisis DEA terhadap klaster terbaik ini menghasilkan 12 pemasok dengan skor efisiensi tertinggi dan dapat dikategorikan sebagai pemasok potensial untuk jangka panjang.

Kata Kunci—Segmentasi Pemasok, RFM, *Fuzzy C-means Clustering*, *Analytical Hierarchy Process*, *data Envelopment Analysis*.

I. PENDAHULUAN

INDONESIA merupakan salah satu negara yang melakukan kegiatan ekspor ke berbagai negara. Kegiatan ekspor merupakan salah satu faktor penting yang dapat meningkatkan pertumbuhan ekonomi di Indonesia. Furnitur menjadi komoditas strategis karena dapat menghasilkan produk dengan nilai jual dan daya saing tinggi di pasar global [1]. Perusahaan furnitur membutuhkan pemasok untuk menyediakan bahan baku dalam pembuatan furnitur. Perusahaan akan memiliki lebih dari satu pemasok untuk setiap kebutuhan yang berbeda. Hal tersebut mengharuskan perusahaan untuk memilih pemasok yang tepat. Seleksi pemasok merupakan proses pengambilan keputusan yang penting bagi perusahaan, karena pemasok menyediakan bahan baku untuk proses produksi yang akan berdampak langsung pada produk yang dihasilkan. Seleksi pemasok membutuhkan sejumlah kriteria yang harus dipertimbangkan dan sesuai dengan kebutuhan perusahaan [2]. Kriteria yang dipertimbangkan dapat berupa kuantitatif dan kualitatif untuk mengidentifikasi pemasok mana yang potensial bagi

perusahaan [3].

CV Delta Raya adalah perusahaan yang bergerak di bidang produksi dan ekspor furnitur. CV Delta Raya melakukan kerja sama dengan berbagai pemasok untuk menunjang penyediaan bahan baku yang digunakan untuk membuat furnitur. Evaluasi kinerja pemasok di CV Delta Raya masih tradisional karena dilakukan secara manual tanpa melakukan perhitungan yang akurat. Dalam membandingkan satu pemasok dengan yang lainnya, terdapat beberapa faktor yang harus dipertimbangkan. Evaluasi pemasok yang dilakukan tanpa perhitungan akurat dapat menyebabkan terjadinya masalah yang berulang pada proses pengadaan bahan baku berikutnya, sehingga kinerja perusahaan menjadi kurang optimal.

Segmentasi penting dilakukan untuk membantu perusahaan dalam mengelompokkan pemasok berdasarkan karakteristik yang dimiliki masing-masing pemasok. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk melakukan segmentasi pemasok adalah dengan melakukan penggalian data terhadap riwayat transaksi pembelian perusahaan terhadap beberapa pemasok dalam periode tertentu. Data riwayat transaksi tersebut kemudian akan diidentifikasi berdasarkan kriteria *recency*, *frequency*, dan *monetary value* (RFM). Setelah mengidentifikasi kriteria RFM, selanjutnya masuk ke dalam proses *clustering*. Metode *clustering* pada segmentasi pemasok CV Delta Raya dilakukan dengan menggunakan metode *fuzzy c-means*. Penelitian yang telah dilakukan oleh Prayoghi dkk. (2018) menunjukkan bahwa *clustering* menggunakan *fuzzy c-means* memiliki tingkat kestabilan luaran yang lebih baik dari metode *K-Means*.

Pemilihan klaster pemasok dilakukan dengan menggunakan metode *Analytical Hierarchy Process* (AHP). Metode AHP dapat menyelesaikan proses pengambilan keputusan yang kompleks dengan melakukan pemeringkatan klaster pemasok berdasarkan skor RFM. Pemeringkatan AHP akan mengidentifikasi klaster terbaik. Klaster terpilih akan dianalisis menggunakan *Data Envelopment Analysis* (DEA) dengan memasukkan variabel R (rentang waktu antara saat ini dengan waktu terakhir kali perusahaan melakukan transaksi) sebagai masukan serta variabel F (frekuensi pesanan) dan M (jumlah pembelian dalam satuan Rupiah) sebagai luaran. Analisis hasil segmentasi dan pemeringkatan pemasok dapat membantu perusahaan dalam melakukan seleksi terhadap pemasok yang bernilai tinggi bagi perusahaan.

II. TEORI PENUNJANG

A. Penggalian Data

Penggalian data merupakan teknik penyelesaian masalah dengan menganalisis data untuk menghasilkan informasi yang berguna untuk pengembangan strategi bisnis.

Penggalian data merupakan bagian dari *Knowledge Discovery in Database* (KDD) [4]. Tahapan proses KDD diawali dengan pengumpulan data, seleksi data, praproses data, transformasi data, model dan pola, hingga akhirnya didapatkan pengetahuan terkait data.

Terdapat dua jenis proses penggalian data yaitu deskriptif dan prediktif [5]. Penggalian data deskriptif digunakan untuk menemukan karakteristik pada data yang belum diketahui. Salah satu pendekatan yang dilakukan untuk melakukan proses penggalian data deskriptif adalah *clustering* [6]. Penggalian data prediktif digunakan untuk menemukan pola pada data. Data akan diberikan label numerik atau diskrit dan dibagi menjadi tiga kelompok, yaitu pelatihan, pengujian, dan validasi.

B. Model RFM

RFM merupakan salah satu model yang efektif digunakan untuk melakukan segmentasi berdasarkan data riwayat transaksi. Model yang pertama kali diperkenalkan oleh Hughes pada tahun 1994 ini, telah banyak diterapkan pada banyak industri [7]. RFM terdiri dari tiga kriteria yaitu *recency*, *frequency*, dan *monetary value*. Model RFM pada segmentasi pemasok ditinjau berdasarkan perspektif perusahaan terhadap pemasok. Kriteria RFM yang digunakan untuk mengelompokkan pemasok adalah sebagai berikut.

1) Recency

Recency merupakan jarak waktu antara pembelian terakhir perusahaan dari pemasok dengan waktu saat ini atau periode yang telah ditentukan. Semakin baru waktu pembelian perusahaan terhadap pemasok, maka nilai R semakin kecil.

2) Frequency

Frequency merupakan jumlah transaksi yang dilakukan perusahaan pada pemasok dalam periode tertentu. Semakin banyak jumlah transaksi pemasok dengan perusahaan, maka nilai F semakin besar.

3) Monetary Value

Monetary value merupakan jumlah uang yang dikeluarkan perusahaan untuk melakukan pembelian terhadap pemasok. Semakin tinggi jumlah pembelian yang dilakukan perusahaan pada pemasok, maka nilai M akan semakin besar.

C. Fuzzy C-Means

Algoritma *fuzzy c-means* pertama kali diusulkan oleh Dunn dan Bezdek [8]. *Fuzzy c-means* (FCM) merupakan bagian dari metode *Hard K-Means* yang mengelompokkan objek yang memiliki kemiripan terbesar dalam kluster yang sama, namun memiliki kemiripan terkecil dengan kluster yang berbeda [9]. FCM standar menggunakan *Euclidean distance* untuk mengukur jarak antar objek dalam kluster. Metode ini menggunakan pemodelan *fuzzy* yang menggunakan tingkat keanggotaan dalam interval 0 hingga 1 [10].

Penentuan titik kluster dilakukan secara berulang berdasarkan derajat keanggotaannya [11]. Perulangan dilakukan dengan menggunakan minimasi fungsi objektif yang menggambarkan jarak antara titik data ke pusat kluster berdasarkan derajat keanggotaan titik tersebut [12-13].

D. Analytical Hierarchy Process

Analytical Hierarchy Process (AHP) merupakan metode yang digunakan untuk menyelesaikan masalah multikriteria

yang kompleks dan tidak terstruktur [14]. Keunggulan AHP adalah dapat menjelaskan proses pengambilan keputusan dalam bentuk grafis sehingga dapat dipahami oleh pihak pengambil keputusan [15].

Uji konsistensi dilakukan untuk melihat apakah hasil isian kuesioner dari responden konsisten atau tidak. Konsistensi diukur menggunakan fungsi *Consistency Index* (1) dan *Consistency Ratio*.

$$CI = \frac{\lambda maks - n}{n} \quad (1)$$

Pada persamaan (1), notasi n dan $\lambda maks$ berturut-turut merepresentasikan jumlah elemen dan nilai *eigen* terbesar dari matriks berordo n . Menghitung *Consistency Ratio* menggunakan persamaan (2).

$$CR = \frac{CI}{IR} \quad (2)$$

Pada persamaan (2), notasi CI dan IR berturut-turut merepresentasikan *Consistency Index* dan *Index Random Consistency*. Jika hasil CI/IR kurang atau sama dengan 10% maka perhitungan benar, namun jika sebaliknya, maka penilaian data harus diperbaiki.

E. Data Envelopment Analysis

Data Envelopment Analysis (DEA) adalah salah satu *multiple criteria decision-making tool* (MCDM) yang digunakan untuk menghitung performa berdasarkan nilai efisiensi relatif dari *decision-making unit* (DMU). Nilai efisiensi relatif DMU dihitung berdasarkan nilai masukan dan luaran. Nilai masukan dan luaran sangat sensitif dalam metode DEA. Skor efisiensi relatif DEA memiliki batasan dengan nilai tertinggi adalah kurang dari atau sama dengan 1. Jika skor DEA kurang dari 1, maka DMU tidak efisien, sehingga perlu melakukan penyesuaian atau perbaikan terhadap masukan dan luaran agar kinerja DMU meningkat dan efisiensi tercapai.

CCR (Charnes, Cooper and Rhodes) merupakan salah satu model dasar DEA yang diperkenalkan pada tahun 1978 [16]. Model DEA memaksimalkan skor efisiensi DMU dengan memilih set bobot untuk semua nilai masukan dan luaran [15]. Model DEA memiliki persamaan (3).

$$\begin{aligned} \text{Memaksimalkan: } & h = \sum_{r=1}^s u_r y_r \\ \text{Terhadap: } & \sum_{i=1}^m v_i x_i = 1, \\ & \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0, \\ & u_r \geq 0 \\ & v_i \geq 0 \end{aligned} \quad (3)$$

Pada persamaan (3), notasi u_r merepresentasikan bobot dari luaran r , v_i merepresentasikan bobot dari masukan i , y_{rj} adalah jumlah luaran r , dan x_{ij} adalah jumlah masukan i dari DMU_j . DMU dikatakan sangat efisien (CCR-efisien) apabila tidak memungkinkan bagi DMU tersebut untuk meningkatkan setiap nilai masukan maupun luaran tanpa mengurangi atau memperburuk nilai masukan atau luaran lainnya [15].

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian tugas akhir, terutama yang

Tabel 1.
Atribut data riwayat transaksi pemasok

Atribut	Tipe Data	Keterangan
tanggal	<i>Date</i>	Tanggal pemesanan
kategori	<i>Text</i>	Jenis pemasok
id_supplier	<i>Number</i>	ID pemasok
nama_supplier	<i>Text</i>	Nama pemasok
item	<i>Text</i>	Jenis produk
unit	<i>Text</i>	Satuan produk
jumlah	<i>Number</i>	Jumlah produk yang dipesan
harga	<i>Number</i>	Harga produk
t_harga	<i>Number</i>	Total harga
inv	<i>Number</i>	Nomor pembelian
area	<i>Text</i>	Lokasi pemasok
kode_area	<i>Number</i>	Kode area pemasok

berkaitan dengan segmentasi pemasok CV Delta Raya. Data yang didapatkan merupakan data riwayat transaksi yang digunakan untuk proses *clustering*. Data hasil wawancara dan kuesioner juga digunakan sebagai masukan untuk proses AHP. Data yang diperoleh dari perusahaan berupa data riwayat transaksi pemasok selama 5 tahun, data hasil wawancara, dan kuesioner yang telah diberikan pada responden. Data riwayat transaksi pemasok diperoleh dalam bentuk *spreadsheet* dengan beberapa atribut seperti ditunjukkan pada Tabel 1.

B. Pembersihan Data

Pada tahap ini, dilakukan pembersihan data untuk memperbaiki nilai yang kosong atau tidak sesuai dengan kriteria. Selain itu, tahapan ini juga bertujuan untuk menghilangkan *outlier*. *Outlier* adalah nilai ekstrim yang sangat jauh dari nilai umum. Salah satu penyebab adanya *outlier* adalah adanya kesalahan dalam memasukan data. Oleh karena itu, pembersihan data perlu dilakukan agar hasil *clustering* menjadi lebih akurat.

C. Pemodelan RFM

Pada tahapan ini, data riwayat transaksi pemasok akan dilakukan ekstraksi dan dianalisis menggunakan variabel RFM. Atribut id_pemasok diperlukan untuk mengidentifikasi pemasok, sehingga atribut tersebut akan digunakan sebagai *index*. Berdasarkan hasil seleksi data, terdapat tiga variabel yang digunakan untuk pemodelan RFM, yaitu *recency*, *frequency*, dan *monetary value*, dengan penjelasan sebagai berikut:

1. Atribut data yang digunakan untuk variabel *recency* adalah tanggal. Tipe data atribut tanggal akan diubah dari *object* menjadi *date* agar dapat diolah.
2. Atribut data yang menghitung jumlah transaksi perusahaan adalah *inv*, sehingga atribut tersebut digunakan untuk pemodelan *frequency*.
3. Atribut data yang digunakan adalah *t_harga*. Atribut *t_harga* akan diakumulasikan untuk mendapatkan harga total pembelian produk dari setiap pemasok.

D. Transformasi Data

Pada tahapan ini data yang telah diubah ke model RFM akan dilihat distribusi atau persebaran datanya. Data akan divisualisasikan menggunakan grafik. Tahapan ini bertujuan untuk menghindari adanya distribusi atau persebaran data yang lebih condong ke satu sisi, seperti kemiringan positif atau negatif.

Terdapat bentuk transformasi data yang dapat disesuaikan

berdasarkan bentuk grafik yang dihasilkan, antara lain: transformasi *logarithmic* dan *square-root*. Transformasi *logarithmic* efektif digunakan untuk melakukan normalisasi pada distribusi data dengan kemiringan positif, di mana varians sebanding dengan kuadrat rata-rata atau koefisien variasi konstan. Jika varians sebanding dengan rata-rata, maka transformasi *square-root* perlu dilakukan [17].

E. Normalisasi Min-Max

Variabel *recency*, *frequency*, dan *monetary value* memiliki rentang nilai yang berbeda-beda. Rentang nilai tersebut dapat mempengaruhi hasil *clustering* sehingga perlu dilakukan normalisasi. Metode normalisasi yang digunakan adalah *min-max*. Normalisasi *min-max* akan menyetarakan rentang nilai dari semua variabel RFM. Normalisasi *min-max* dilakukan menggunakan persamaan (4).

$$d' = \frac{[d - \min_A]}{[\max_A - \min_A]} \quad (4)$$

Pada persamaan (4), notasi \min_A dan \max_A berturut-turut merepresentasikan nilai minimum dan nilai maksimum dari atribut A. Normalisasi *min-max* dilakukan sebelum dataset digunakan sebagai masukan untuk proses *clustering*. Normalisasi berperan penting dalam teknik praproses data karena nilai statistik seperti *median* dan *mean* dapat menyimpang jika normalisasi tidak dilakukan [8].

F. Clustering

Pada tahap ini data yang telah dikumpulkan dan siap diolah memasuki proses *clustering*. Atribut dari data transaksi pemasok yang digunakan untuk proses *clustering*, adalah variabel RFM yang telah dimodelkan sebelumnya, yaitu variabel *recency*, *frequency*, dan *monetary value*. Terdapat tiga tahapan dalam proses *clustering* yaitu menentukan jumlah kluster menggunakan metode *Elbow*, proses *clustering* menggunakan metode *fuzzy c-means*, dan pengujian kluster.

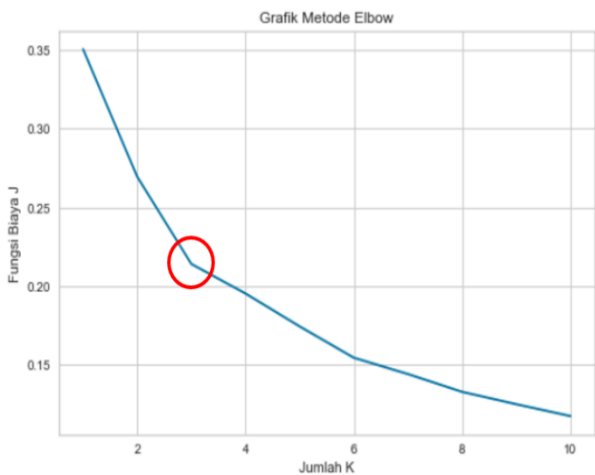
Penentuan jumlah kluster yang optimal dilakukan menggunakan metode *Elbow*. Perhitungan metode *Elbow* dilakukan menggunakan persamaan (5). Pada persamaan (5), notasi J , k , x , dan C_i berturut-turut merepresentasikan fungsi biaya, jumlah kluster, elemen dari kluster C_i , dan kluster ke- i .

$$J = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} |x - C_i|^2 \quad (5)$$

Tahap selanjutnya adalah melakukan *clustering* data. Metode yang digunakan untuk *clustering* adalah *fuzzy c-means*. Tujuan dari tahap ini adalah untuk mengelompokkan data ke dalam sejumlah kluster yang telah ditentukan. *Clustering* dilakukan berdasarkan kemiripan atribut dari setiap data. Pengujian hasil *clustering* dilakukan berdasarkan nilai SSE. Semakin kecil nilai SSE, maka kualitas hasil *clustering* yang telah dilakukan semakin baik. Pengujian kluster juga dilakukan menggunakan metode *Dunn Index*. Nilai indeks tertinggi menunjukkan pengelompokan data pada kluster semakin baik.

G. Pembobotan Hasil Kluster Menggunakan AHP

Tujuan dilakukannya pembobotan kriteria dari hasil kluster adalah untuk menentukan kriteria RFM mana yang menjadi prioritas dalam pemilihan pemasok. Hasil pembobotan menggunakan AHP akan digunakan untuk memilih kluster



Gambar 1. Hasil penentuan jumlah kluster optimal dengan metode *elbow*.

Tabel 2.
Peringkat kluster berdasarkan skor RFM

Kluster	Rata-rata Skor RFM	Peringkat Kluster
K0	0.5189	2
K1	0.2159	3
K2	0.6635	1

Tabel 3.
Efisiensi DEA untuk 3 pemasok *hardware* tertinggi

id_pemasok	DMU	Efisiensi (%)
31008	DMU 2	100,00
50006	DMU 6	16,31
50002	DMU 4	2,61

Tabel 4.
Efisiensi DEA untuk 3 pemasok bahan pembantu tertinggi

id_pemasok	DMU	Efisiensi (%)
31016	DMU 12	100,00
30009	DMU 7	60,31
30002	DMU 3	56,06

Tabel 5.
Efisiensi DEA untuk 3 pemasok bahan baku utama tertinggi

id_pemasok	DMU	Efisiensi (%)
20006	DMU 3	100,00
20009	DMU 5	87,44
90001	DMU 8	21,05

Tabel 6.
Efisiensi DEA untuk 2 pemasok karton box tertinggi

id_pemasok	DMU	Efisiensi (%)
60002	DMU 1	100,00
60003	DMU 2	62,29

Tabel 7.
Efisiensi DEA untuk 3 pemasok komponen tertinggi

id_pemasok	DMU	Efisiensi (%)
12001	DMU 1	100,00
21001	DMU 2	100,00
70001	DMU 3	1,73

Tabel 8.
Efisiensi DEA untuk 2 pemasok cat tertinggi

id_pemasok	DMU	Efisiensi (%)
30011	DMU 2	100,00
30008	DMU 1	97,28

dengan beberapa pemasok terbaik berdasarkan penilaian kuesioner dari responden.

H. Analisis Kluster Terbaik Menggunakan DEA

Pada bagian ini, analisis akan dilakukan berdasarkan kluster terbaik yang telah ditentukan sebelumnya. Terdapat beberapa pengolahan data yang dilakukan, antara lain: identifikasi masukan dan luaran, perhitungan model DEA, dan target perbaikan dari setiap DMU. DMU yang dimaksud dalam data ini adalah pemasok pada kluster terbaik yang telah ditentukan.

Variabel *recency* digunakan sebagai nilai masukan karena semakin kecil nilai *recency*, maka variabel ini dapat membantu pemasok untuk mendapatkan skor RFM yang lebih tinggi. Variabel *frequency* dan *monetary* digunakan sebagai nilai luaran karena semakin besar nilai variabel *frequency* dan *monetary* maka kedua variabel tersebut dapat membantu pemasok untuk mendapatkan skor RFM yang lebih tinggi. Perhitungan DEA dilakukan berdasarkan setiap kategori pemasok.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil perhitungan metode *Elbow* dapat dilihat pada Gambar 1. Sumbu x merepresentasikan jumlah k dengan rentang nilai 1 hingga 10. Sumbu y merepresentasikan nilai SSE dari nilai k. Jumlah k optimal untuk melakukan *clustering* adalah k=3.

Clustering yang telah dilakukan menggunakan metode *fuzzy c-means* menghasilkan tiga kluster pemasok. Dari total

pemasok sebanyak 288 terbagi menjadi tiga kelompok pada kluster K0, K1, dan K2 dengan jumlah masing-masing sebanyak 104, 46, dan 138 pemasok. Ketiga kluster pemasok memiliki karakteristik yang berbeda-beda. Karakteristik tiap kluster terbentuk dari ketiga variabel RFM yaitu *recency*, *frequency*, dan *monetary*.

Variabel RFM setiap pemasok dijumlahkan dan menghasilkan skor RFM. Total skor RFM setiap pemasok dirata-rata untuk mendapatkan skor RFM yang mewakili setiap kluster. Kluster pemasok dengan skor RFM tertinggi akan digunakan sebagai masukan untuk proses analisis selanjutnya menggunakan metode DEA. Hasil perhitungan rata-rata skor RFM setiap kluster ditunjukkan pada Tabel 2.

Pemasok dengan skor RFM tertinggi menandakan bahwa pemasok tersebut memiliki posisi superior berdasarkan performa RFM dibandingkan dengan pemasok lain dengan skor RFM yang lebih rendah [5]. Kluster dengan skor RFM tertinggi terdapat pada kluster K2 dengan nilai rata-rata RFM sebesar 0,6635. Sebaliknya, kluster dengan skor RFM terendah terdapat pada kluster K1 dengan nilai rata-rata RFM sebesar 0,2159.

Perhitungan DEA dilakukan berdasarkan setiap kategori pemasok. Jumlah anggota pada kategori *hardware* adalah sembilan pemasok. Pemasok dengan nilai efisiensi tertinggi yaitu 100% pada kategori *hardware* adalah pemasok 31008 atau DMU 2. Hasil perhitungan top 3 efisiensi DEA pemasok pada kategori *hardware* diurutkan berdasarkan nilai efisiensi tertinggi hingga terendah ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 9.
Efisiensi DEA untuk 3 pemasok mekanik tertinggi

id_pemasok	DMU	Efisiensi (%)
51001	DMU 2	100,00
80002	DMU 3	100,00
31022	DMU 1	24,64

Tabel 10.
Efisiensi DEA untuk 3 pemasok export tertinggi

id_pemasok	DMU	Efisiensi (%)
51001	DMU 2	100,00
80002	DMU 3	100,00
31022	DMU 1	24,64

Jumlah anggota pada kategori bahan pembantu adalah tiga belas pemasok. Pemasok dengan nilai efisiensi tertinggi yaitu 100% pada kategori bahan pembantu adalah pemasok 31016 atau DMU 12. Hasil perhitungan top 3 efisiensi DEA pemasok pada kategori bahan pembantu diurutkan berdasarkan nilai efisiensi tertinggi hingga terendah ditunjukkan pada Tabel 4.

Jumlah anggota pada kategori bahan baku utama adalah delapan pemasok. Pemasok dengan nilai efisiensi tertinggi yaitu 100% pada kategori bahan baku utama adalah pemasok 20006 atau DMU 3. Hasil perhitungan top 3 efisiensi DEA pemasok pada kategori bahan baku utama diurutkan berdasarkan nilai efisiensi tertinggi hingga terendah ditunjukkan pada Tabel 5.

Jumlah anggota pada kategori karton box adalah dua pemasok. Pemasok dengan nilai efisiensi tertinggi yaitu 100% pada kategori karton box adalah pemasok 20006 atau DMU 3. Hasil perhitungan efisiensi DEA pemasok pada kategori karton box diurutkan berdasarkan nilai efisiensi tertinggi hingga terendah ditunjukkan pada Tabel 6.

Jumlah anggota pada kategori komponen adalah tiga pemasok. Terdapat dua pemasok dengan nilai efisiensi tertinggi yaitu 100% pada kategori komponen yaitu pemasok 12001 atau DMU 1 dan pemasok 21001 atau DMU 2. Pemasok Hasil perhitungan efisiensi DEA pemasok pada kategori komponen diurutkan berdasarkan nilai efisiensi tertinggi hingga terendah ditunjukkan pada Tabel 7.

Jumlah anggota pada kategori cat adalah dua pemasok. Pemasok dengan nilai efisiensi tertinggi yaitu 100% pada kategori cat adalah pemasok 30011 atau DMU 2. Hasil perhitungan efisiensi DEA pemasok pada kategori cat diurutkan berdasarkan nilai efisiensi tertinggi hingga terendah dapat dilihat pada Tabel 8.

Jumlah anggota pada kategori mekanik adalah empat pemasok. Terdapat dua pemasok dengan nilai efisiensi tertinggi yaitu 100% pada kategori mekanik yaitu pemasok 51001 atau DMU 2 dan pemasok 80002 atau DMU 3. Hasil perhitungan top 3 efisiensi DEA pemasok pada kategori mekanik diurutkan berdasarkan nilai efisiensi tertinggi hingga terendah dapat dilihat pada Tabel 9.

Jumlah anggota pada kategori export adalah empat pemasok. Terdapat dua pemasok dengan nilai efisiensi tertinggi 100% pada kategori export yaitu pemasok 40006 atau DMU 3 dan pemasok 40009 atau DMU 4. Hasil perhitungan top 3 efisiensi DEA pemasok pada kategori export diurutkan berdasarkan nilai efisiensi tertinggi hingga terendah dapat dilihat pada Tabel 10.

Pemasok kategori *styrofoam* tidak dihitung menggunakan DEA karena merupakan satu-satunya pemasok pada kategori tersebut. Tidak ada pemasok lain yang dapat dibandingkan dalam kategori yang sama. Oleh karena itu, pemasok *styrofoam* yang digunakan perusahaan menurut kluster terbaik adalah pemasok dengan ID 13001.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut; (1) Penelitian ini telah mendemonstrasikan penggunaan pemodelan RFM, metode *fuzzy c-means*, AHP, dan DEA untuk pemilihan pemasok pada perusahaan. Hasil analisis segmentasi menghasilkan tiga kluster pemasok dengan Kluster K2 sebagai kluster terbaik. Pemasok pada kluster K2 melakukan transaksi paling terkini, memiliki frekuensi pengiriman tertinggi, dan nilai transaksi paling besar. Kluster K0 berada pada peringkat kedua dengan karakteristik yaitu rata-rata sudah cukup lama tidak bertansaksi dengan perusahaan, namun jumlah transaksi yang dilakukan cukup tinggi dengan nilai pembelian yang cukup besar. Kluster K1 menempati peringkat terakhir karena perusahaan sudah lama tidak bertransaksi dengan pemasok pada kluster ini, frekuensi pengiriman sangat rendah, dan nilai transaksi yang dilakukan juga kecil. (2) Pemasok yang bernilai tinggi bagi perusahaan terdapat pada kluster K2 yang berisikan 46 pemasok. Analisis DEA pada kluster terbaik menghasilkan 12 pemasok dengan skor efisiensi tertinggi yang dikategorikan sebagai pemasok potensial bagi perusahaan untuk jangka panjang. Perusahaan dapat mengeliminasi pemasok yang tidak efisien sehingga perusahaan dapat mengoptimalkan keuntungan yang didapatkan dari pemasok terbaik. (3) Perusahaan dapat mempertimbangkan untuk melakukan pemilihan alternatif pemasok pada kluster terbaik kedua. Hal tersebut dapat dilakukan jika terdapat kondisi yaitu tidak ditemukannya kategori pemasok tertentu pada kluster terbaik. Dengan demikian, perusahaan akan tetap memiliki pemasok bernilai tinggi pada keseluruhan kategori.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. W. Pasinggi, R. Ridwan, and S. Alam, "Peramalan ekspor hasil hutan Indonesia ke Amerika Serikat tahun 2019-2028," *Syntax Lit. J. Ilm. Indones.*, vol. 5, no. 11, pp. 1283–1300, 2020.
- [2] S. Khaleie, M. Fasanghari, and E. Tavassoli, "Supplier selection using a novel intuitionist fuzzy clustering approach," *Appl. Soft Comput.*, vol. 12, no. 6, pp. 1741–1754, 2012.
- [3] A. Heidarzade, I. Mahdavi, and N. Mahdavi-Amiri, "Supplier selection using a clustering method based on a new distance for interval type-2 fuzzy sets: A case study," *Appl. Soft Comput.*, vol. 38, pp. 213–231, 2016.
- [4] R. Andrian, S. Fendy, and A. Nugroho, "Klasterisasi pengendalian persediaan aki menggunakan Metode K-Means," *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.)*, vol. 4, no. 1, pp. 5–12, 2019.
- [5] A. Noorizadeh, K. Rashidi, and A. Peltokorpi, "Categorizing suppliers for development investments in construction: application of DEA and RFM concept," *Constr. Manag. Econ.*, vol. 36, no. 9, pp. 487–506, 2018.
- [6] M. Sabet and H. Naji, "An energy efficient multi-level route-aware clustering algorithm for wireless sensor networks: A self-organized approach," *Comput. Electr. Eng.*, vol. 56, pp. 399–417, 2016.
- [7] Y.-S. Chen, C.-H. Cheng, C.-J. Lai, C.-Y. Hsu, and H.-J. Syu, "Identifying patients in target customer segments using a two-stage clustering-classification approach: A hospital-based assessment," *Comput. Biol. Med.*, vol. 42, no. 2, pp. 213–221, 2012.
- [8] M.-S. Yang and Y. Nataliani, "Robust-learning fuzzy c-means clustering algorithm with unknown number of clusters," *Pattern*

- Recognit.*, vol. 71, pp. 45–59, 2017.
- [9] Y. Ding and X. Fu, “Kernel-based fuzzy c-means clustering algorithm based on genetic algorithm,” *Neurocomputing*, vol. 188, pp. 233–238, 2016.
- [10] R. Hadi, I. K. G. D. Putra, and I. N. S. Kumara, “Penentuan kompetensi mahasiswa dengan algoritma genetik dan metode Fuzzy C-Means,” *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 15, no. 2, pp. 101–106, 2016.
- [11] C. J. M. Sianturi, “Analisis segmentasi citra USG hati menggunakan metode Fuzzy C-Mean,” *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 2, no. 3, pp. 256–264, 2015.
- [12] D. L. Rahakbauw, V. Y. I. Iwaru, and M. H. Hahury, “Implementasi fuzzy c-means clustering dalam penentuan beasiswa,” *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–12, 2017.
- [13] M. S. Q. Z. Nine, M. A. K. Khan, M. H. Hoque, M. A. Ali, N. C. Shil, and G. Sorwar, “Vendor selection using fuzzy C means algorithm and analytic hierarchy process,” in *2009 IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 2009, pp. 181–184.
- [14] D. R. Sari, A. P. Windarto, D. Hartama, and S. Solikhun, “Sistem pendukung keputusan untuk rekomendasi kelulusan sidang skripsi menggunakan metode AHP-TOPSIS,” *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–6, 2018.
- [15] Z. Azhar and M. Handayani, “Analisis faktor prioritas dalam pemilihan perumahan kpr menggunakan metode ahp,” *J. Manaj. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 19–22, 2018.
- [16] M. A. Hasan, R. Shankar, and J. Sarkis, “Supplier selection in an agile manufacturing environment using data envelopment analysis and analytical network process,” *Int. J. Logist. Syst. Manag.*, vol. 4, no. 5, pp. 523–550, 2008.
- [17] P. Dey and P. Pandit, “Relevance of data transformation techniques in weed science,” *J. Res. Weed Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 81–89, 2020.