

# ANALISIS PERBANDINGAN ALGORITMA *CLUSTERING* DALAM MELAKUKAN SEGMENTASI WARNA PADA CITRA JAJAN TRADISIONAL

Saidatul Arifah <sup>1)</sup>, Ericks Rachmat Swedia <sup>2)</sup>, dan M Ridwan Dwi Septian <sup>3)</sup>

<sup>1,2,3</sup> Informatika, Universitas Gunadarma  
<sup>1,2,3</sup> Jalan Margonda Raya No.100, Pondok Cina, Depok  
E-mail : saidatularifah@student.gunadarma.ac.id<sup>1)</sup>, ericks\_rs@staff.gunadarma.ac.id<sup>2)</sup>,  
ridwandwiseptian@staff.gunadarma.ac.id<sup>3)</sup>

## ABSTRAK

Jajanan tradisional sangat beragam dan memiliki ciri warna tertentu, seperti kue putu dengan dominan warna hijau, kue cucur dengan dominan warna coklat, kue lumpur dengan dominan warna kuning, combro dengan dominan warna kuning keemasan, gemblong dengan dominan warna coklat, dan masih banyak yang lainnya. Masyarakat pada era jaman sekarang lebih banyak menyukai produk makanan instan, dari segi rasa jajan tradisional tidak kalah enak dengan makanan instan yang beredar di pasaran sedangkan dari segi kesehatan, jelas jajan tradisional lebih sehat karena tidak mengandung bahan pengawet. *Machine learning* terdapat suatu teknik yang dapat melakukan segmentasi pada citra digital, yang disebut teknik segmentasi citra. Segmentasi merupakan proses partisi gambar digital ke beberapa daerah dengan tujuan untuk menyederhanakan ataupun merubah representasi gambar menjadi sesuatu yang lebih bermakna dan mudah dianalisa. Metode yang digunakan adalah metode *clustering* karena dapat melakukan *clustering* warna dengan baik. Algoritma *clustering* yang digunakan antara lain *K-Means*, *Fuzzy C-Means*, dan metode *Elbow* digunakan untuk mencari jumlah *cluster* berdasarkan *Sum of Square Error* (SSE). Aplikasi segmentasi gambar ini terdiri dari *Web Apps* dan *Python Apps*. Aplikasi *Python* adalah *server* untuk aplikasi segmentasi gambar ini dan kerangka *web* yang digunakan adalah *Flask API*. Berdasarkan sepuluh pengujian yang telah dilakukan, algoritma *K-Means* mendapatkan akurasi sebesar 76,47% dan algoritma *Fuzzy C-Means* mendapatkan akurasi sebesar 68,63%. Akurasi tersebut dapat disimpulkan bahwa algoritma *K-Means* lebih baik dan efisien dari segi waktu dibandingkan algoritma *Fuzzy C-Means* dalam melakukan segmentasi warna pada citra jajanan tradisional.

**Kata Kunci:** *Jajanan, Tradisional, Segmentasi, Warna, Fuzzy, K-Means, C-Means*

## 1. PENDAHULUAN

Jajanan tradisional merupakan pangan khas dari nenek moyang yang biasanya digunakan untuk acara atau tradisi tertentu. Jajanan tradisional disebut juga sebagai makanan pasar karena jajanan tradisional pada waktu dulu banyak dijumpai di pasar-pasar tradisional, pada era saat ini banyak makanan instan mulai bermunculan di pasaran baik dari dalam maupun luar negeri yang dikemas secara menarik. Rata-rata anak remaja jaman sekarang lebih menyukai produk makanan instan dari luar negeri. Dari segi rasa jajan tradisional tidak kalah enak dengan makanan instan yang beredar di pasaran sedangkan dari segi kesehatan, jelas jajan tradisional lebih sehat karena tidak mengandung bahan pengawet (Fadholi et al., 2019).

Jajanan tradisional sangat beraneka ragam dan memiliki ciri khas warna tertentu, seperti kue putu dengan dominan warna hijau, kue cucur dengan dominan warna coklat, kue lumpur dengan dominan warna kuning, combro dengan dominan warna kuning keemasan, gemblong dengan dominan warna coklat, dan banyak warna dominan lainnya di setiap jenis kue (Syarifuddin et al., 2018).

Suatu teknik pada *machine learning* yang dapat melakukan segmentasi pada citra digital disebut dengan teknik segmentasi citra. Segmentasi citra mengelompokkan piksel yang *homogeny* berdasarkan fitur tekstur warna dan bentuk. Warna dapat mengandung banyak informasi sehingga manusia dapat melihat beberapa kombinasi serta tumpukan warna dibandingkan dengan keabu-abuan (*grayscale*) dan warna hitam putih (*binary*). Segmentasi citra menjadi beberapa alasan untuk proses analisa dan pengenalan citra digital, sehingga pada segmentasi membagi beberapa wilayah (*clustering*) yang unik yaitu berdasarkan piksel yang *homogeny* (Premana et al., 2020)

Segmentasi citra adalah proses membagi citra digital menjadi beberapa segmen citra, juga dikenal sebagai wilayah citra atau objek citra (kumpulan piksel). Tujuan segmentasi adalah untuk menyederhanakan dan/atau mengubah representasi suatu citra menjadi sesuatu yang lebih bermakna dan lebih mudah untuk dianalisis. Segmentasi gambar biasanya digunakan untuk menemukan objek dan batas(garis, kurva, dll.) dalam gambar. Lebih tepatnya, segmentasi gambar adalah proses pemberian label ke setiap piksel dalam gambar

sedemikian rupa sehingga piksel dengan label yang sama memiliki karakteristik tertentu (Sutariawan et al., 2018).

Beberapa peneliti yang telah melakukan segmentasi citra untuk makanan tradisional diantaranya adalah Yuita Arum Sari dan Fitra Abdurrachman Bachtiar yang berjudul '*Pengenalan Citra Makanan Tradisional Menggunakan Fitur Hue Saturation Value dan Fuzzy K-Nearest Neighbor*'. Pada penelitian yang telah dilakukan dengan hasil pengujian nilai k (k-Fold) dan k (k-NN) didapatkan hasil akurasi rata-rata tertinggi yaitu sebesar 53,33% (Fadholi et al., 2019).

Lalu peneliti selanjutnya yang dilakukan oleh Fida Dwi Febriani, Yuita Arum Sari, dan Randy Cahya Wihandika dengan judul '*Klasifikasi Citra Kue Tradisional Indonesia Berdasarkan Ekstraksi Fitur Warna RGB Color Moment Menggunakan K-Nearest Neighbor*'. Dengan hasil menggunakan metode K-NN serta fitur Color Moment, didapatkan nilai evaluasi tertinggi sebesar 60% untuk skenario pengujian terhadap 3 kelas (Febriani et al., 2019).

Dari beberapa penelitian di atas peneliti mencoba untuk membuat analisis perbandingan algoritma *clustering* dengan melakukan segmentasi warna pada citra jajan tradisional. Algoritma yang digunakan adalah algoritma *K-Means* dan algoritma *Fuzzy C-Means*.

## 2. RUANG LINGKUP

Adapun ruang lingkup yang ditetapkan dari penelitian ini sebagai berikut.

1. Implementasi *image segmentation* pada algoritma *K-Means* dan *Fuzzy C-Means*.
2. Dari ketiga algoritma *clustering* yang digunakan, manakah yang menghasilkan warna yang paling tepat atau mendekati warna pada objek asli.
3. Data yang diuji pada penelitian ini berbentuk file gambar dari jajan tradisional dalam format *.jpg*.

## 3. BAHAN DAN METODE

Penelitian ini menggunakan beberapa bahan dan metode diantaranya.

### 3.1 Jajanan Tradisional

Menurut kamus besar bahasa Indonesia jajan tradisional adalah sebuah kudapan atau panganan yang dijual di pasar. Dibuat secara manual dengan menggunakan tangan yang biasanya tidak bisa bertahan lama karena bahan yang digunakan tidak menggunakan campuran bahan pengawet apapun, sehingga aman dan sehat untuk dikonsumsi oleh siapapun. Jajanan tradisional di Indonesia memiliki banyak sekali variasi, keanekaragaman variasi tersebut merupakan komponen penting dalam pusaka kuliner yang ada di setiap daerah. Bukan hanya karena jajanan itu enak dan memiliki warna yang unik, melainkan juga jajanan tradisional sarat akan unsur simbolisme. Namun dari waktu ke waktu peminat jajanan tradisional semakin memudar dan susah untuk dijumpai kembali (Firdhiana & Anggapuspa, 2021).

Menurut Muhilal (1995) makanan tradisional merupakan makanan yang telah membudaya dikalangan masyarakat Indonesia. Masakan khas lokal atau makanan tradisional merupakan jenis-jenis makanan yang paling cocok dengan kondisi daerah serta menjadi makanan sehari-hari bagi masyarakat daerah setempat (Widyartini, 2020).

Jajanan atau kue tradisional adalah kudapan atau minuman yang tidak mengandung alkohol, yang diolah dalam bentuk bubuk, cair, atau padat yang mengandung bahan tambahan lainnya baik alami maupun sintetis yang dikemas dalam kemasan siap untuk dikonsumsi (Widyartini, 2020).

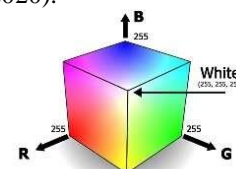
### 3.2 Citra Digital

Citra digital merupakan representatif dari citra yang diambil oleh mesin dengan bentuk pendekatan berdasarkan sampling dan kuantisasi. Sampling menyatakan besarnya kotak-kotak yang disusun dalam baris dan kolom. Dengan kata lain, sampling pada citra menyatakan besar kecilnya ukuran titik (*pixel*) pada citra, dan kuantisasi menyatakan besarnya nilai tingkat kecerahan yang dinyatakan dalam nilai tingkat ke-abuan (*grayscale*) sesuai dengan jumlah bit biner yang digunakan oleh mesin (Sinaga, 2021).

### 3.3 Ruang Warna RGB

*Red*, *Green*, dan *Blue* (RGB) sering digunakan pada aplikasi komputer, karena dengan ruang warna ini tidak diperlukan transformasi untuk menyampaikan informasi layar monitor (Gambar 1) (E. R. Swedia & Cahyanti, 2010).

Alasan di atas juga menyebabkan RGB banyak dimanfaatkan sebagai ruang warna dasar bagi sebagian besar aplikasi. Warna pada dasarnya merupakan hasil persepsi dari cahaya dalam spektrum wilayah yang terlihat oleh retina mata, dan memiliki panjang gelombang antara 400 *nm* sampai dengan 700 *nm*. Pada perhitungan dalam program-program komputer model warna direpresentasi dengan nilai komponennya, seperti dalam RGB (r, g, b) masing-masing nilai antara 0 hingga 255 sesuai dengan urusan masing-masing yaitu pertama *Red*, kedua *Green*, dan ketiga adalah nilai *Blue* dengan demikian masing-masing komponen ada 256 tingkat. Apabila dikombinasikan maka ada 256 x 256 x 256 atau 16.777.216 kombinasi warna RGB yang dapat dibentuk (Santoso et al., 2020).

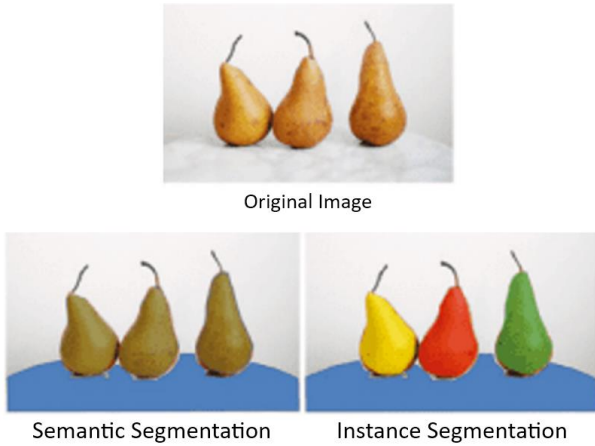


Gambar 1. Model Warna RGB

### 3.4 Image Segmentation

*Image segmentation* dapat dibagi menjadi *image semantic segmentation* dan *image instance segmentation*

(Gambar 2). *Image semantic segmentation* adalah untuk mengetahui kategori objek yang mana milik setiap piksel. *Image instance segmentation* mirip dengan *image semantic segmentation* tetapi berjalan bahkan lebih jauh, tidak hanya mengidentifikasi setiap piksel yang menjadi kategori objeknya, tetapi juga mengidentifikasi setiap piksel contoh objek mana yang dimilikinya (Gao et al., 2022).



**Gambar 2. Perbedaan antara *semantic segmentation* dan *instance segmentation***

### 3.5 Clustering

*Clustering* adalah pengelompokan menggunakan teknik *unsupervised learning* di mana tidak diperlukan fase *learning* serta tidak menggunakan pelabelan pada setiap kelompok. Metode *clustering* mempartisi data ke dalam kelompok sehingga data yang memiliki karakteristik yang sama dikelompokkan ke dalam satu *cluster* yang sama (Priyatman et al., 2019)

*Clustering* atau analisis *cluster* adalah proses pembentukan kelompok data (*cluster*) dari himpunan data yang tidak diketahui kelompok-kelompok atau kelas-kelas dan proses menentukan data-data termasuk ke dalam *cluster* yang mana. *Clustering* merupakan proses untuk mengetahui kelas-kelas taksonomi atau *batryologi*, atau analisis topologi dari data-data yang ada (Priyatman et al., 2019)

### 3.6 Metode Elbow

Metode *Elbow* merupakan suatu metode yang digunakan untuk menghasilkan informasi dalam menentukan jumlah *cluster* terbaik dengan cara melihat persentase hasil perbandingan antara jumlah *cluster* yang akan membentuk siku pada suatu titik. Metode *Elbow* ini memberikan ide atau gagasan dengan cara memilih nilai *cluster* dan kemudian menambah nilai *cluster* tersebut untuk dijadikan model data dalam penentuan *cluster* terbaik. Selain itu, persentase perhitungan yang dihasilkan menjadi pembanding antara jumlah *cluster* yang ditambah. Hasil persentase yang berbeda dari setiap nilai *cluster* dapat ditunjukkan dengan menggunakan grafik sebagai sumber informasinya. Jika nilai *cluster* pertama dengan nilai *cluster* kedua

memberikan sudut dalam grafik atau nilainya mengalami penurunan paling besar maka nilai *cluster* tersebut yang terbaik (Muningsih & Kiswati, 2018)

Untuk mendapatkan perbandingannya adalah dengan menghitung SSE (*Sum of Square Error*) dari masing-masing nilai *cluster*. Karena semakin besar jumlah *cluster*  $K$  maka nilai SSE akan semakin kecil. Keterangan (1) SSE pada *K-Means* (Muningsih & Kiswati, 2018).

$$SSE = \sum_{k=1}^k \sum_{x_i \in S_k} \|X_i - C_k\|^2 \quad (1)$$

### 3.7 K-Means

*K-Means* merupakan salah satu metode dalam data mining yang dapat mengelompokkan data atau *clustering* sebuah data ke dalam bentuk satu *cluster* atau lebih *cluster* sehingga data yang memiliki karakteristik yang sama dikelompokkan ke dalam satu *cluster* yang sama dan data dengan karakteristik yang berbeda dikelompokkan ke dalam kelompok berbeda yang lainnya (Dinata et al., 2020).

Sarwono mengemukakan secara detail, algoritma *K-Means* adalah sebagai berikut yaitu.

1. Menentukan nilai  $k$  sebagai jumlah *cluster* yang ingin dibentuk.
2. Menentukan nilai acak atau *random* untuk pusat *cluster* awal *centroid* sebanyak  $k$ , untuk menghitung jarak setiap data input terhadap masing-masing *centroid* dengan menggunakan keterangan (2) jarak *Euclidean Distance* (Dinata et al., 2020).

$$d(x_i, \mu_j) = \sqrt{\sum (x_i - \mu_j)^2} \quad (2)$$

keterangan :

$x_i$  = data kriteria

$\mu_j$  = *centroid* pada *cluster* ke- $j$ s

3. Mengelompokkan setiap data berdasarkan kedekatan dengan *centroid* atau mencari jarak terkecil.
4. Memperbaharui nilai *centroid* baru, nilai *centroid* baru diperoleh dari rata-rata *cluster* yang bersangkutan dengan menggunakan keterangan (3) (Dinata et al., 2020).

$$\mu_j(t+1) = \frac{1}{N_{sj}} \sum_{j \in S_j} x_j \quad (3)$$

keterangan :

$\mu_j(t+1)$  = *centroid* baru pada iterasi  $(t+1)$

$N_{sj}$  = data pada *cluster* pada  $s_j$ .

5. Apabila data setiap *cluster* belum berhenti, lakukan perulangan dari langkah 2 hingga 4, sampai anggota tiap *cluster* tidak ada yang berubah.

### 3.8 Fuzzy C-Means

*Fuzzy C-Means* adalah suatu teknik *clustering* (data di mana keberadaan titik-titik data dalam suatu *cluster* ditentukan oleh derajat keanggotaan. Penentuan titik *cluster* dilakukan secara berulang-ulang hingga diperoleh data yang akurat berdasarkan derajat keanggotaannya.

Perulangan ini didasarkan pada minimalisasi fungsi objektif yang menggambarkan jarak dari titik data ke pusat *cluster* yang terbobot oleh derajat keanggotaan. Akibat adanya derajat keanggotaan tersebut, maka suatu titik data bisa dimiliki lebih dari satu kelompok. Metode ini merupakan minimalisasi dari fungsi objektif (Andika & Hafiz, 2018).

Algoritma *Fuzzy C-Means* pertama kali diperkenalkan oleh Dunn (1974), kemudian dikembangkan oleh Bezdek (1981), kemudian direvisi oleh Rouben(1982), Trauwert (1985), Goth dan Geva (1989), Gu dan Gubuisson (1990), Xiedan Beni (1991). Namun, algoritma FCM dari Bezdek yang paling banyak digunakan (Andika, 2019).

Metode *Fuzzy C-Means* dimulai dengan memasukkan data yang akan dikelompokkan (*clustering*) dengan bentuk berupa matriks berukuran  $n \times m$  ( $n$ = jumlah sampeldata,  $m$  = atribut setiap data) (Wikanargo dan Thenata, 2018).

Kemudian tentukan parameter-parameter yang diperlukan dalam proses *Fuzzy C-Means*. Parameter tersebut antara lain (Antarissubhi, 2020).

1. Jumlah *cluster* yang akan dibentuk ( $C \geq 2$ ).
2. Pembobot ( $W$ ).
3. Maksimum iterasi.
4. Epsilon ( $\epsilon$ ) yang akan menjadi kriteria penghentian iterasi berupa nilai positif yang sangat kecil.
5. Fungsi objektif awal ( $P_0 = 0$ ).

Setelah menentukan parameter, akan dibentuk matriks derajat dengan keterangan (4) keanggotaan *cluster* ( $U$ ) awal yang biasanya dibuat menggunakan nilai acak (Wikanargo & Thenata, 2018).

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{11}(x_1) & \mu_{12}(x_2) & \dots & \mu_{1n}(x_n) \\ \mu_{21}(x_1) & \mu_{22}(x_2) & \dots & \mu_{2n}(x_n) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \mu_{c1}(x_1) & \mu_{c2}(x_2) & \dots & \mu_{cn}(x_n) \end{bmatrix} \quad (4)$$

Kemudian hitung pusat *cluster* ( $V$ ) menggunakan keterangan (5) berikut (Wikanargo dan Thenata, 2018).

$$V_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^w x_{kj}}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^w} \quad (5)$$

keterangan :

$V_{ij}$  = pusat *cluster* ke- $i$  untuk atribut ke- $j$ .

$\mu_{ik}$  = derajat keanggotaan untuk data ke- $i$  pada *cluster* ke- $k$ .  $x_{kj}$  = data ke- $k$ , atribut ke- $j$ .

Setelah menghitung pusat *cluster*, akan dihitung perubahan derajat keanggotaan dengan menggunakan keterangan (6) dan (7) berikut (Wikanargo & Thenata, 2018).

$$\mu_{ik} = \left[ \sum_{j=1}^c \left( \frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{w-1}} \right]^{-1} \quad (6)$$

dengan

$$d_{ik} = d(x_k - v_i) = \left[ \sum_{j=1}^m (x_{kj} - v_{ij}) \right]^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

Kemudian hitung fungsi objektif dengan menggunakan keterangan (8) berikut (Wikanargo & Thenata, 2018).

$$P_t = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \left( \left[ \sum_{j=1}^m (x_{kj} - v_{ij}) \right]^2 (U_{ik})^w \right) \quad (8)$$

Setelah menghitung fungsi objektif ( $P_t$ ) akan dihitung selisih ( $\Delta$ ) dari fungsi objektif sebelumnya dengan fungsi objektif pada iterasi sekarang dengan menggunakan keterangan (9) berikut (Wikanargo & Thenata, 2018).

$$\Delta = \|P_t - P_{t-1}\| \quad (9)$$

keterangan:

$\Delta$  = Selisih

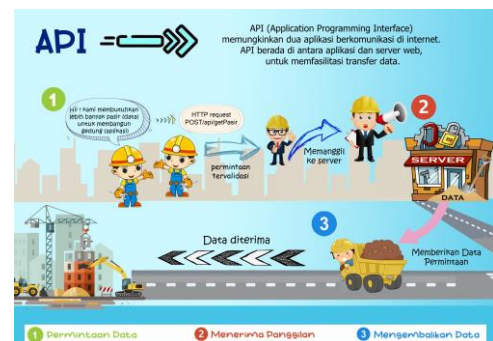
$P_t$  = Fungsi objektif pada iterasi sekarang.

$P_{t-1}$  = Fungsi objektif pada iterasi sebelumnya.

Jika hasil selisih fungsi objektif ( $\Delta$ ) lebih kecil atau sama dengan dari nilai *epsilon* ( $\epsilon$ ) yang telah ditentukan, maka iterasi dihentikan. Jika tidak memenuhi kriteria penghentian iterasi, maka dilanjutkan iterasi lagi dengan mengulangi dari langkah menghitung pusat *cluster* (Wikanargo & Thenata, 2018).

### 3.9 Flask API

API adalah singkatan dari *Application Programming Interface*. API sendiri adalah program yang menjembatani dua aplikasi untuk saling berkomunikasi (*interface*). API memudahkan koneksi untuk beberapa sistem yang memiliki arsitektur berbeda. Aplikasi ini biasanya berjalan di *web server*, yang berfungsi untuk memberikan layanan terhadap permintaan dari client. Layanan yang diberikan dapat berupa file html, dapat juga berupa data. Data yang diminta biasanya berupa JSON, *image* atau *video* seperti gambar 3. (E. Swedia et al., 2022).



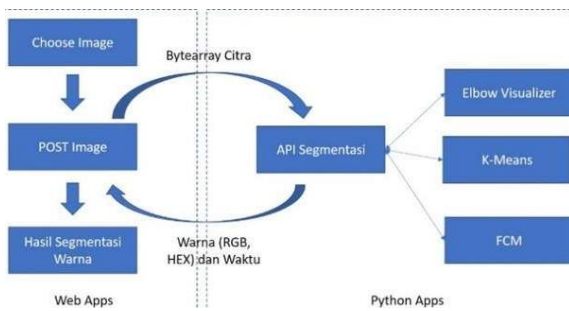
Gambar 3. API di Web Server

#### 4. PEMBAHASAN

Pada bagian ini merupakan pembahasan dan hasil pengujian keseluruhan pada penelitian.

##### 4.1 Rancangan Penelitian

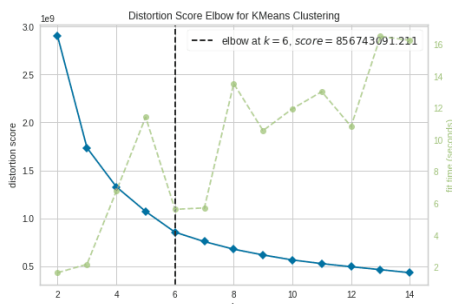
Segmentasi citra ini terdiri dari *Web Apps* dan *Python Apps*. *Python Apps* digunakan sebagai *server* dari *Web Apps*. Pada *Python Apps* terdapat tiga algoritma yang diterapkan yaitu *Elbow Visualizer* (untuk mencari nilai *cluster* yang paling optimum), *K-Means Clustering*, dan *Fuzzy C-Means Clustering*. Tahap awal yang dilakukan pada *Web Apps* yaitu memilih *image* dari *folder* lokal. Setelah itu dilakukan *Post segme* ke API, pada tahapan ini dilakukan pengiriman *Bytearray* dari gambar kemudian Flask API mereturn warna yang dihasilkan dari segmentasi dan estimasi waktu dalam melakukan segmentasi warna. Hasil segmentasi warna memiliki format RGB dan HEX. Gambar 4 merupakan alur program yang dibuat.



Gambar 4. Alur Program

##### 4.2 Elbow Visualizer

Pada gambar 5 merupakan grafik hasil dari pencarian nilai *k* menggunakan *Elbow Visualizer*. *Range* nilai *k* yang digunakan yaitu 2 sampai 15, *elbow* menemukan nilai *k* yang paling optimal yaitu 6 dengan score 856743091.211. Nilai *k* yang paling optimal dari grafik di bawah ini ditandai dengan garis hitam putus-putus.



Gambar 5. Hasil dari *Elbow Visualizer*

##### 4.3 Hasil Segmentasi

Hasil segmentasi keluar setelah proses *upload file* gambar berhasil. Pengujian dilakukan 10 kali dengan menggunakan gambar yang berbeda, untuk menguji ketepatan warna dan efisiensi waktu dari kedua algoritma

yang digunakan. Berikut merupakan hasil dari pengujian tersebut.

Tabel 1. Hasil Segmentasi *K-Means*

Gambar	Warna Asli			Hasil Segmentasi				
	RGB	Hex Code	W	K-Mean (RGB)	K-Mean (Hex Code)	W	T/F	Waktu
	19,46,3	#132E03		23,33,15	#17210F		F	31.44s
	205,17,2	#CD1102		210,34,43	#D2222B		F	
	255,214,251	#FFD6FB		235,211,221	#EBD3DD		F	
	177,150,124	#BL967C		178,147,140	#B2938C		F	
	71,125,73	#477D49		74,106,56	#4A6A38		F	
	211,148,34	#D39422		208,149,35	#D09523		T	17.28s
	210,165,10	#D2A50A		219,159,26	#DB9FLA		T	
	22,37,1	#162501		25,46,11	#192E0B		T	
	191,196,171	#BFC4AB		198,196,184	#C6C4B8		F	
	108,104,7	#6C6807		108,142,91	#6C8E5B		T	
	172,77,8	#AC4D08		166,79,22	#A64F16		T	17.91s
	73,112,93	#49705D		78,115,96	#4E7360		T	
	21,54,41	#153629		32,49,39	#203127		T	
	171,159,127	#AB977F		171,157,128	#AB9D80		F	
	159,104,55	#9F6837		146,99,62	#92633E		F	
	193,203,211	#CLCBD3		201,206,209	#C9CEDL		T	25.56s
	25,19,2	#191302		28,30,11	#LCLLEOB		T	
	211,165,191	#D3A5BF		214,181,186	#D6B5BA		F	
	127,73,31	#7F491F		116,81,34	#745122		F	
	160,128,85	#A08055		166,126,105	#A67E69		F	
	178,149,115	#B29573		187,167,132	#BBA784		T	27.23s
	211,178,187	#202A15		38,45,19	#262DL3		T	
	100,60,45	#548049		96,131,84	#608354		T	
	156,67,15	#9C430F		158,70,14	#9E460E		T	
	194,198,207	#C2C6CF		198,196,194	#C6C4C2		T	
	29,19,17	#LD1311		27,24,18	#LB1812		T	11.53s
	211,178,187	#D3B2BB		209,196,200	#DLC4C8		F	
	100,60,45	#643C2D		99,67,57	#634339		T	
	167,150,147	#A79693		159,137,134	#9F8986		T	
	2,107,27	#026BLB		7,102,30	#07661E		T	
	207,157,72	#CF9D48		207,157,72	#CF9D48		T	20.03s
	214,186,201	#D6BAC9		215,194,197	#D7C2C5		F	
	158,113,17	#9E7111		156,114,29	#9C72LD		T	
	17,9,1	#110901		18,14,10	#120E0A		T	
	88,54,26	#58361A		88,61,34	#583D22		T	
	148,140,114	#948C72		145,143,123	#91877B		T	37.14s
	104,83,58	#68533A		115,92,59	#735C3B		T	
	171,144,90	#AB905A		176,155,98	#B09B62		T	
	29,44,27	#LD2CLB		32,48,25	#203019		T	
	181,197,193	#B5C5CL		189,198,194	#BDC6C2		T	
	181,140,80	#B58C50		179,135,72	#B38748		T	18.36s
	29,25,13	#LD190D		31,32,16	#112010		T	
	201,183,130	#C9B782		205,189,137	#CDBD89		T	
	97,86,49	#615631		103,86,47	#67562F		T	
	219,217,205	#DBD9CD		220,221,205	#DCDDCD		T	
	66,157,88	#429D58		66,146,83	#429253		T	28.27s
	219,152,33	#DB9821		225,159,36	#EL9F24		T	
	149,91,59	#955B3B		148,90,56	#945A38		T	
	41,41,16	#292910		41,47,20	#292F14		T	
	214,184,127	#D6B87F		216,176,131	#D8B083		T	
213,227,213	#D5E3D5		211,226,227	#D3E2E3		T		

Dari tabel di atas, maka rumus perhitungan akurasi algoritma *K-Means clustering* dalam melakukan segmentasi warna sebagai berikut

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{Jumlah warna benar}}{\text{Jumlah keseluruhan warna}} \times 100 \\
 &= \frac{39}{51} \times 100 = 76.47\%
 \end{aligned}$$

**Tabel 2. Hasil Segmentasi Fuzzy C-Means Clustering**

Gambar	Warna Asli			Hasil Segmentasi				Waktu
	RGB	Hex Code	W	FCM (RGB)	FCM (Hex Code)	W	T/F	
	19,46,3	#132e03		20,28,14	#141c0e		F	111.83s
	205,17,2	#cd1102		204,48,38	#cc3026		F	
	255,214,251	#f1d61b		237,215,226	#edd72e		F	
	177,150,124	#b1967c		176,150,141	#b0968d		F	
	71,125,73	#477d49		63,100,51	#3f6433		F	
	211,148,34	#d39422		212,147,38	#d49326		T	34.3s
	210,165,10	#d2a50a		215,150,22	#d79616		T	
	22,37,1	#162501		17,40,9	#112809		T	
	191,196,171	#bfc4ab		204,204,196	#cccccc		F	
	108,104,7	#6c6807		108,89,35	#6c5923		F	
	172,77,8	#ac4d08		152,143,109	#98810d		F	31.72s
	73,112,93	#49705d		73,89,74	#49594a		F	
	21,54,41	#153629		27,42,36	#1b2a24		T	
	171,159,127	#ab9f7f		173,159,133	#ad9185		T	
	159,104,55	#9f6837		148,112,74	#94704a		F	
	193,203,211	#elcbb3		201,207,212	#c9cfd4		T	38.89
	25,19,2	#191302		25,29,10	#191d04		T	
	211,165,191	#d3a5bf		211,175,182	#d3atb6		F	
	127,73,31	#7f491f		115,78,35	#734e23		T	
	160,128,85	#a08055		161,128,95	#a1805f		F	
	178,149,115	#b29573		185,167,134	#b9a786		T	64.16s
	211,178,187	#202a15		32,41,15	#20290f		F	
	100,60,45	#548049		87,113,72	#577148		T	
	156,67,15	#9c430f		158,70,13	#9e460d		T	
	194,198,207	#c2c6cf		197,194,192	#c5c2c0		T	
	29,19,17	#1d1311		23,21,16	#171510		T	23.03
	211,178,187	#d3b2bb		212,201,205	#d4c9cd		F	
	100,60,45	#643c2d		102,67,55	#664337		T	
	167,150,147	#a79693		173,153,149	#ad9995		T	
	2,107,27	#026bb8		10,100,32	#0a6420		T	
	207,157,72	#cf9d48		204,155,75	#cc9b4b		T	23.83
	214,186,201	#d6bac9		219,197,203	#dbc5cb		F	
	158,113,17	#9e7111		155,114,30	#9b721e		T	
	17,9,1	#110901		16,13,9	#100d09		T	
	88,54,26	#58361a		90,61,30	#5a3d1e		T	
	148,140,114	#948c72		150,146,128	#969280		T	51.81
	104,83,58	#68533a		111,92,54	#6f5c36		F	
	171,144,90	#ab905a		170,147,95	#aa935f		T	
	29,44,27	#1d2c1b		29,46,26	#1d2ela		T	
	181,197,193	#b5c5cl		189,196,191	#bdc4bf		T	
	181,140,80	#b58c50		182,132,63	#b6843f		T	23.52
	29,25,13	#1d190d		29,29,14	#1d1d0e		T	
	201,183,130	#c9b782		201,183,130	#c9b782		T	
	97,86,49	#615631		97,85,49	#615531		T	
	219,217,205	#dbd9cd		218,183,199	#dadac7		T	
	66,157,88	#429d58		65,117,64	#417540		F	63.44s
	219,152,33	#db9821		223,159,37	#d.19125		T	
	149,91,59	#955b3b		150,97,62	#96613e		T	
	41,41,16	#292910		33,36,16	#212410		T	
	214,184,127	#d6b87f		223,184,128	#dtb880		T	
213,227,213	#d5e3d5		214,229,232	#d6e5e8		T		

Dari tabel di atas, maka rumus perhitungan akurasi algoritma *K-Means clustering* dalam melakukan segmentasi warna sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{Jumlah warna benar}}{\text{Jumlah keseluruhan warna}} \times 100 \\
 &= \frac{35}{51} \times 100 = 68.63\%
 \end{aligned}$$

Dari hasil penelitian melalui tabel 1 dan tabel 2 berdasarkan dari nilai akurasi antara *K-Means* dan *Fuzzy C-Means* nilai akurasi yang lebih baik adalah nilai akurasi *K-Means* dengan nilai 76.47%.

## 5. KESIMPULAN

Proses pengujian aplikasi segmentasi menggunakan citra jajan tradisional, menggunakan *Elbow Visualizer* untuk mendapatkan jumlah *cluster* paling optimal beserta waktu pemrosesannya. Berdasarkan 10 pengujian yang telah dilakukan, algoritma *K-Means* mendapatkan

akurasi 76.47% dan algoritma *Fuzzy C-Means* mendapatkan akurasi 68.63%. Dari akurasi tersebut, dapat disimpulkan bahwa algoritma *K-Means* lebih baik dan dari segi waktu lebih efisien dibandingkan algoritma *Fuzzy C-Means* dalam melakukan segmentasi warna pada citra jajanan tradisional.

## 6. SARAN

Untuk pengembangan selanjutnya dapat dilakukan dengan menggunakan ruang warna lainnya pada proses *clustering*, seperti HSL, CIELAB, dan *Munsell*. Selain itu untuk menyempurnakan penelitian selanjutnya dapat menggunakan data yang lebih banyak agar mendapatkan nilai akurasi yang lebih baik.

## 7. DAFTAR PUSTAKA

- Andika, T. H. (2019). Pengenalan Pola Berbasis Segmentasi Citra Menggunakan Algoritma Fuzzy C-Means Dan K-Means. *Aisyah J. Informatics Electr. Eng, 1*(1), 1–10.
- Andika, T. H., & Hafiz, A. (2018). Analisis Perbandingan Segmentasi Citra Menggunakan Metode K-Means dan Fuzzy C-Means. *Prosiding Seminar Nasional Darmajaya, 1*(1), 237–246.
- Antarissubhi, A. (2020). PEMODELAN FUZZY LOGIC CLUSTERING PARAMETER TANAH PERMUKAAN BERDASARKAN PROFIL GEORESISTIVITAS DAN GEOLOGI TEKNIK. Universitas Hasanuddin.
- Dinata, R. K., Safwandi, S., Hasdyna, N., & Azizah, N. (2020). Analisis k-means clustering pada data sepeda motor. *INFORMAL: Informatics Journal, 5*(1), 10–17.
- Fadholi, R., Sari, Y. A., & Bachtiar, F. A. (2019). Pengenalan Citra Makanan Tradisional menggunakan Fitur Hue Saturation Value dan Fuzzy k-Nearest Neighbor. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer E-ISSN, 2548, 964X*.
- Febriani, F. D., Sari, Y. A., & Wihandika, R. C. (2019). Klasifikasi Citra Kue Tradisional Indonesia Berdasarkan Ekstraksi Fitur Warna RGB Color Moment Menggunakan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer E-ISSN, 2548, 964X*.
- Firdhiana, S., & Anggapuspa, M. L. (2021). PERANCANGAN BUKU ILUSTRASI MENGENAL JAJANAN KHAS KOTA PROBOLINGGO SEBAGAI MEDIA EDUKASI ANAK USIA 6–12 TAHUN. *BARIK, 3*(1), 170–180.
- Gao, H., Xiao, J., Yin, Y., Liu, T., & Shi, J. (2022). A mutually supervised graph attention network for few-shot segmentation: the perspective of fully utilizing limited samples. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*.
- Muningsih, E., & Kiswati, S. (2018). Sistem aplikasi berbasis optimasi metode elbow untuk penentuan

- clustering pelanggan. *Joutica: Journal of Informatic Unisla*, 3(1), 117–124.
- Premana, A., Bhakti, R. M. H., & Prayogi, D. (2020). Segmentasi K-Means Clustering Pada Citra Menggunakan Ekstraksi Fitur Warna dan Tekstur. *Jurnal Ilmiah Intech: Information Technology Journal of UMUS*, 2(01), 89–97.
- Priyatman, H., Sajid, F., & Haldivany, D. (2019). Klasterisasi Menggunakan Algoritma K-Means Clustering untuk Memprediksi Waktu Kelulusan Mahasiswa. *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, 5(1), 62.
- Santoso, J., Suhardjono, H., & Wattimury, A. (2020). The Study of Color Spectrum Curs Value Against Sunlight Color and Artificial Light for Plant Growth. *Nusantara Science and Technology Proceedings*, 11–22.
- Sinaga, I. P. (2021). Implementasi Kriptografi Hybrid Algoritma Elgamal Dan Double Playfair Cipher Dalam Pengamanan File Jpeg Berbasis Dekstop. *Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering*, 1(2), 67–74.
- Sutariawan, I. P. E., Dantes, G. R., & Aryanto, K. Y. E. (2018). Segmentasi Mata Katarak pada Citra Medis Menggunakan Metode Operasi Morfologi. *Jurnal Ilmu Komputer Indonesia*, 3(1), 23–31.
- Swedia, E., Fitriani, R., Cahyanti, M., Ernastuti, & Septian, M. (2022). *Feed Forward Neural Network untuk Prediksi Data mplementasi dengan Python dan Flask API pada Sistem Operasi Windows* (Vols. 978-623-351-612-9). PT. Nas Media Indonesia.
- Swedia, E. R., & Cahyanti, M. (2010). Algoritma Transformasi Ruang Warna. *Depok Univ. Gunadarma*.
- Syarifuddin, D., Noor, C. M., & Rohendi, A. (2018). Memaknai Kuliner Lokal Sebagai Daya Tarik Wisata Kota Bandung. *Jurnal Abdimas BSI: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 1(1).
- Widyartini, N. P. (2020). *Tinjauan Keamanan Pangan, Hygiene Sanitasi Dan Kandungan Gizi Makanan Tradisional Di Kabupaten Tabanan*. Poltekkes Denpasar.
- Wikanargo, M. A., & Thenata, A. P. (2018). Image Segmentation of Chest X-Rays for Abnormality Pattern Recognition in Lungs Using Fuzzy C-Means Method. *Jurnal Terapan Teknologi Informasi*, 2(2), 101–111.