

# Temu Kembali Citra Makanan Menggunakan Representasi Multi Texton Histogram

Imagine Clara Arabella, Nanik Suciati, dan Dini Adni Navastara

Departemen Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

*e-mail*: nanik@if.its.ac.id

**Abstrak**—Temu kembali citra merupakan suatu metode pencarian citra dengan melakukan perbandingan antara citra *query* dengan citra yang terdapat dalam *database* berdasarkan informasi yang ada. Temu kembali citra untuk pengenalan makanan sangat dibutuhkan untuk pasien diet. Dalam penelitian ini diusulkan suatu metode temu kembali citra makanan berdasarkan input berupa citra makanan yang dibandingkan dengan *database* citra makanan yang ada. Penelitian ini secara khusus membahas mengenai perancangan sebuah sistem temu kembali citra makanan dengan representasi *multi-texton histogram* (MTH). Proses pertama dilakukan deteksi orientasi tekstur menggunakan metode *sobel edge detection*. Setelah itu dilakukan kuantisasi warna pada ruang warna RGB serta deteksi *texton* untuk tahap ekstraksi fitur. Untuk mendapatkan kemiripan citra, dihitung jarak antar citra dengan menggunakan *distance metric*. Setelah didapatkan jarak antar citra, jarak diurutkan dari yang terdekat sampai terjauh untuk menentukan citra mana yang terdekat. Hasil yang didapat adalah berupa ditemukannya citra-citra yang mirip dengan citra *query*. Berdasarkan uji coba, hasil temu kembali citra terbaik dengan rata-rata nilai *precision* 40,5% dan rata-rata nilai *recall* 8,61% pada 18 level orientasi dan 64 level kuantisasi warna.

**Kata Kunci**—Citra Makanan, Edge Detection, Multi Texton Histogram, Temu Kembali Citra.

## I. PENDAHULUAN

INFORMASI merupakan sebuah data yang telah diolah sehingga memiliki arti dan berupa fakta atau nilai yang bermanfaat. Berbagai macam informasi yang ada saat ini antara lain berupa dokumen, berita, gambar video, dan lain sebagainya. Teknologi informasi adalah suatu teknologi yang digunakan untuk mengolah informasi menjadi lebih berkualitas. Dengan semakin berkembangnya teknologi informasi masa kini, informasi pun menjadi semakin bervariasi dan dapat semakin mudah didapatkan. Seiring dengan berkembangnya informasi, permasalahan utama yang ada adalah cara pemilihan informasi yang berguna secara selektif dan relevan. Pemilihan informasi tidak mungkin dilakukan secara manual karena kumpulan informasi tersebut sangat besar. Dengan banyaknya informasi yang ada sekarang, dibutuhkan adanya pengolahan informasi yang baik. Salah satu metode yang digunakan adalah sistem temu kembali informasi. Pada sistem yang dibuat ini dibatasi dengan pencarian informasi hanya berupa citra. Salah satu teknik untuk menemukan citra sudah berkembang berbagai macam teknik. Terdapat pencarian yang menggunakan *keyword* teks, adapula yang menggunakan content based image retrieval.

Beberapa teknik temu kembali informasi berbasis isi sudah dikembangkan. *Website* yang mendukung sistem temu kembali citra salah satunya adalah *TineEye Reverse Image Search* yang menggunakan *image matching engine* yang memungkinkan untuk melakukan perbandingan citra berskala besar untuk berbagai kebutuhan [1]. Kemudian terdapat *Google Similar Image* yang merupakan *Advanced Google Search Engine*, *Google* juga dapat melakukan pencarian dengan sebuah citra sebagai *query*.

Dewasa ini banyak hal dilakukan untuk mendapatkan tubuh yang ideal. Untuk memperoleh tubuh yang ideal, banyak orang melakukan diet ketat tanpa didasari pengetahuan kesehatan yang cukup baik. Kita ketahui bahwa diet yang tidak sehat dapat menyebabkan masalah kesehatan seperti diabetes, obesitas, serta dapat menimbulkan resiko bagi orang-orang yang memiliki alergi makanan. Oleh karena itu, diperlukan penilaian diet tentang makanan yang dikonsumsi untuk diet. Biasanya penilaian dilakukan sendiri yang menyebabkan hasil yang kurang akurat. Teknologi yang ada sekarang terutama dibidang *automatic images recognition* memungkinkan untuk dibangun sebuah sistem temu kembali dan klasifikasi citra makanan untuk mengganti sistem penilaian diet yang konvensional menggunakan metode anti *textons* [2].

Pada tugas akhir ini dilakukan implementasi temu kembali citra makanan menggunakan metode *multi-texton histogram* (MTH). Dalam proses pengembangan sistem ini dilakukan beberapa tahapan yaitu mendapatkan *texture orientation detection*, mengkuantisasi warna pada ruang RGB, mendeteksi *texton* dan mendapatkan representasi *multi-texton histogram*. Data citra yang digunakan adalah citra makanan dari UNICT-FD1200 [2].

## II. METODE

### A. Deteksi Orientasi Tekstur

Analisis orientasi tekstur berperan penting dalam komputasi visi dan pengenalan pola. Contohnya, orientasi digunakan untuk persiapan sebelum mengkarakteristik *texton*. Orientasi dari tekstur memiliki peran penting dalam persepsi manusia terhadap tekstur citra. Orientasi tektur juga dapat menjadi peta dalam citra yang merepresentasikan ciri objek dan struktur tekstur, dan hal itu menyediakan sebagian besar informasi penting didalam citra.

Operator *sobel* diaplikasikan terhadap setiap kanal merah, hijau dan biru dari citra warna. Alasan diaplikasikan *sobel*

operator adalah karena *sobel* operator tingkat kesensitifannya lebih rendah terhadap *noise* dibandingkan dengan operator *gradien* atau pendeteksi tepi yang lain [3]. *Gradien* sepanjang direksi x dan y dapat ditunjukkan oleh dua vektor  $a(R_x, G_x, B_x)$  dan  $b(R_y, G_y, B_y)$ , dimana  $R_x$  menunjukkan *gradien* dalam kanal R (merah) sepanjang direksi x (horizontal) dan seterusnya[1].

$$|a| = \sqrt{R_x^2 + G_x^2 + B_x^2} \tag{1}$$

$$|b| = \sqrt{R_y^2 + G_y^2 + B_y^2} \tag{2}$$

Setelah didapatkan *gradien* sepanjang direksi x dan y dilanjutkan dengan proses mendapatkan *magnitude* [6] dengan menggunakan persamaan berikut :

$$a \cdot b = R_x \cdot R_y + G_x \cdot G_y + B_x \cdot B_y \tag{3}$$

$$\theta = \arccos \left[ \frac{a \cdot b}{|a| \cdot |b|} \right] \tag{4}$$

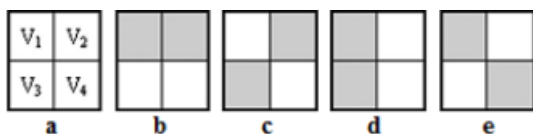
Hasil dari perhitungan *magnitude* digunakan untuk mencari 18 orientasi dengan masing-masing 10 derajat [3].

**B. Kuantisasi Warna pada ruang RGB**

Sudah banyak diketahui bahwa warna banyak mengandung informasi yang sangat penting untuk temu kembali citra atau pengenalan pengenalan objek, bahkan dalam ketiadaan informasi bentuk. Dalam hal pemrosesan digital, ruang warna RGB paling sering digunakan dalam latihan dan itu sangat mudah. Untuk mengekstrak informasi warna dan menyederhanakan manipulasi, ruang warna RGB digunakan dan dikuantisasi menjadi 64 warna. Kanal RGB dikuantisasi secara merata menjadi 4 *bins* sehingga diperoleh 64 warna. Intensitas warna masing-masing dikelompokkan menjadi 4 kelompok dengan rentang intensitas 0-63, 64-127, 128-191, dan 192-255.

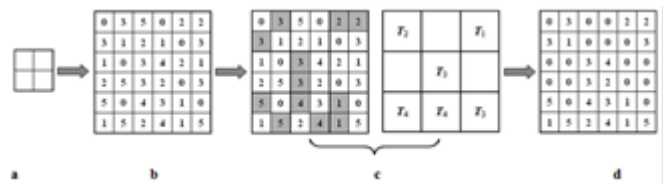
**C. Deteksi Texton**

*Texton* adalah proses yang sangat berguna untuk analisis tekstur. Umumnya, *texton* didefinisikan sebagai satu set gumpalan atau pola yang muncul yang berbagi properti bersama di seluruh citra [4]. *Texton* yang digunakan adalah 4 tipe *texton* yang berukuran 2x2 dengan model yang ditunjukkan dalam gambar 1.



Gambar 1. 4 Tipe *texton* didefinisikan dalam MTH (a) 2x2 grid (b) T1 (c) T2 (d) T3 (e) T4

Langkah deteksi *texton* memanfaatkan 4 *texton* terkait dengan citra warna yang dikuantisasi. 4 tipe *texton* ditunjukkan pada Gambar 1. Langkah konvolusi dilakukan dari kiri ke kanan, dari atas ke bawah, diagonal kiri dan diagonal kanan.



Gambar 2. Skema pencarian *texton* pada citra (a) Model *texton* (b) Citra asli (c) Daerah *texton* dan tipe *texton* (d) Citra *texton*

Dimensi grid yang digunakan adalah piksel 2x2 yang ditandai dengan  $V_1, V_2, V_3, V_4$ . Apabila terdapat dua piksel yang sama, maka *grid* dideteksi sebagai *texton*. Apabila sebuah *texton* terdeteksi, nilai piksel dalam grid 2x2 tetap, namun apabila tidak terdeteksi sebagai *texton* maka nilai piksel dalam grid 2x2 berubah menjadi 0 [3]. Skema pencarian *texton* pada citra ditunjukkan pada Gambar 2.

**D. Multi-texton Histogram**

Hasil dari proses deteksi *texton* menghasilkan beberapa nilai yang didapatkan dari deteksi horizontal, vertikal, diagonal kanan dan diagonal kiri. Semua hasil tersebut diproses untuk mendapatkan hasil *multi-texton histogram*. Untuk memaksimalkan hasil dari histogram, digunakan deskriptor *multi-texton histogram* [3].

Nilai dari citra *texton* T dinotasikan sebagai  $W = \{0, 1, \dots, W-1\}$ . Notasi  $P_1 = (x_1, y_1)$  dan  $P_2 = (x_2, y_2)$  adalah 2 piksel tetangga dengan nilai  $T(P_1) = W_1$  dan  $T(P_2) = W_2$ . Dalam citra orientasi tekstur  $\Theta(x, y)$ , sudut pada  $P_1$  dan  $P_2$  dinotasikan oleh  $\Theta(P_1) = v_1$  dan  $\Theta(P_2) = v_2$ . Dalam citra *texton* T, dua orientasi tekstur yang berbeda dapat memiliki warna yang sama, sedangkan dalam citra orientasi  $\Theta(x, y)$ , dua warna yang berbeda dapat memiliki orientasi tekstur yang sama. Dinotasikan oleh  $Y$  angka *co-occurrence* dari dua nilai  $v_1$  dan  $v_2$ , dan oleh  $\tilde{Y}$  angka *co-occurrence* dari dua nilai  $w_1$  dan  $w_2$ . Dengan dua piksel tetangga dimana jarak adalah D, didefinisikan MTH sebagai berikut :

$$H(T(P_1)) = \left\{ \begin{array}{l} Y\{\theta(P_1) = v_1 \wedge \theta(P_2) = v_2 \mid \|P_1 - P_2\| = D\} \\ \text{where } \theta(P_1) = \theta(P_2) = v_1 = v_2 \end{array} \right\} \tag{5}$$

$$H(T(P_1)) = \left\{ \begin{array}{l} \tilde{Y}\{T(P_1) = w_1 \wedge T(P_2) = w_2 \mid \|P_1 - P_2\| = D\} \\ \text{where } T(P_1) = T(P_2) = w_1 = w_2 \end{array} \right\} \tag{6}$$

Algoritma yang diusulkan menganalisis korelasi spasial antara pewarnaan tetangga dan orientasi tepi berdasarkan empat tipe spesial *texton* dan mendeskripsikan atribut dari *texton* matiks menggunakan histogram. Inilah kenapa disebut dengan *multi-texton histogram* (MTH).

**III. HASIL UJI COBA**

**A. Dataset**

Dataset yang digunakan adalah UNICT FD-1200 yang berisi citra makanan [2]. Dataset ini dari *website* milik "University of Catania". Data ini terdiri dari 4754 citra makanan dari 1200

Tabel 1.

Confusion Matrix *Precision* dan *Recall*

	<i>Relevant</i>	<i>Not Relevant</i>
Retrieved	TP	FP
Not Retrieved	FN	TN

Tabel 2.  
Hasil Uji Coba Level Orientasi

Level orientasi	Rata-rata Precision (%)	Rata-rata Recall (%)
9	39	8,29
12	39	8,29
18	40,5	8,61
36	39,25	8,35

Makanan dari negara yang berbeda (Inggris, Jepang, India, Itali, Thailand, dan sebagainya). Setiap makanan difoto selama beberapa kali (rata-rata 4 kali) dan keseluruhan dataset mempunyai variabilitas secara geometrik dan fotometrik. Semua foto makanan diambil dalam kurun waktu 5 tahun terakhir dari foto makanan diambil menggunakan kamera ponsel dengan pengaturan seperti background yang berbeda dan memperhatikan kondisi cahaya. Citra dataset sudah diberi label secara manual kedalam delapan kategori, yaitu : *Appetizer, Main Course, Second Course, Single Course, Side Dish, Dessert, Breakfast, Fruit* [2].

Dataset yang digunakan terdiri dari 40 citra makanan yang digunakan sebagai data *testing* dan 376 citra makanan digunakan sebagai data *training*. Dari keseluruhan 416 citra makanan, dikelompokkan menjadi 8 kategori, sehingga tiap kategori terdiri dari 52 citra yang mewakili 13 makanan yang berbeda, dimana setiap makanan difoto sebanyak 4 kali.

**B. Distance Metric**

Setiap template citra pada *database*, sebuah vektor fitur M-dimensional  $T=[T_1, T_2, \dots, T_n]$  akan diekstrak dan disimpan didalam *database*.  $Q=[Q_1, Q_2, \dots, Q_n]$  adalah vektor fitur dari sebuah citra *query*, metrik jarak diantara citra ditunjukkan pada persamaan dibawah :

$$D(T, Q) = \sum_{i=0}^n \frac{|T_i - Q_i|}{1 + T_i + Q_i} \tag{7}$$

Rumus diatas adalah rumus yang sama sederhana untuk menghitung jarak  $L_1$ .

**C. Pengukuran Performa**

Untuk mengevaluasi keefektifan dari metode yang digunakan, digunakan *precision* dan *recall* yang banyak digunakan untuk mengevaluasi performa temu kembali. *Precision* adalah persentase rasio jumlah record relevan yang ditemukan terhadap jumlah record yang tidak relevan dan relevan. *Precision* digunakan untuk mengetahui tingkat ketepatan antara citra masukan dan citra hasil keluaran. Sedangkan *recall* adalah persentase rasio jumlah *record* relevan yang ditemukan terhadap jumlah total *record* yang relevan dalam *database*

Tabel 3.  
Hasil Precision Uji Coba Level Kuantisasi Warna

Level Kuantisasi	Hasil Precision (%)			
	Orientasi			
	9	12	18	36
64	39	39	40,5	39,25
128	21,5	21,5	21,5	21,5

Tabel 4.  
Hasil Precision Uji Coba Level Kuantisasi Warna

Level Kuantisasi	Hasil Recall (%)			
	Orientasi			
	9	12	18	36
64	8,29	8,29	8,61	8,35
128	4,57	4,57	4,57	4,57

Perhitungan *recall* digunakan untuk mengetahui tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali citra. *Confusion matrix* perhitungan *precision* dan *recall* ditunjukkan pada tabel 1.

TP (*True Positives*) yaitu citra yang relevan dan ditemukan kembali. FP (*False Positives*) adalah citra yang tidak relevan namun ditemukan kembali. FN (*False Negatives*) merupakan citra yang tidak relevan namun ditemukan kembali. TN (*True Negatives*) adalah citra yang tidak relevan dan tidak ditemukan kembali. Perhitungan *precision* dan *recall* masing-masing dijelaskan pada persamaan berikut :

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \tag{8}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \tag{9}$$

**D. Performa Temu Kembali**

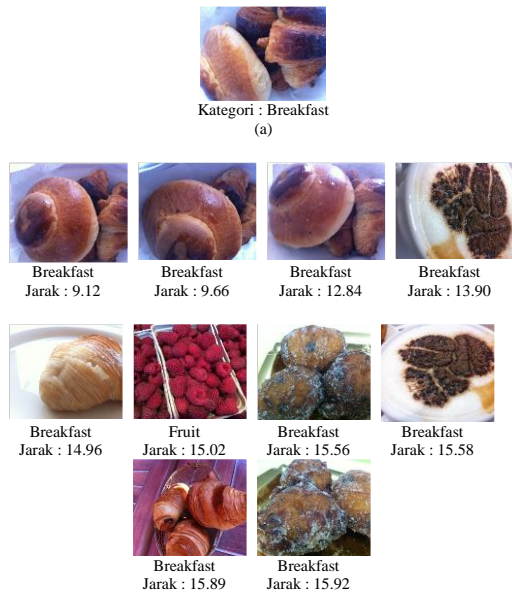
Dalam uji coba, level kuantisasi dari orientasi tekstur dan warna yang berbeda digunakan untuk menilai performa dari metode MTH yang digunakan dalam ruang warna RGB. Terdapat tiga skenario uji coba yang dilakukan untuk menilai performa dari metode yang digunakan, yaitu uji coba berdasarkan level orientasi, uji coba berdasarkan level kuantisasi warna dan uji coba berdasarkan jumlah kategori.

Uji coba berdasarkan level orientasi yaitu uji coba kuantisasi orientasi menjadi 9 orientasi, 12 orientasi, 18 orientasi, 24 orientasi, dan 36 orientasi. Uji coba level orientasi diaplikasikan pada 8 kategori makanan. Dari tabel 2, menunjukkan nilai rata-rata *precision* dan *recall* terendah pada level orientasi 9 dan 12. Sedangkan pada level orientasi 18 menunjukkan nilai rata-rata *precision* dan *recall* tertinggi yaitu sebesar 40,5% *precision* dan 8,61% *recall*.

Uji coba berdasarkan level kuantisasi warna yaitu mengkuantisasi warna menjadi 64 atau 4 bin dan 128 atau 2 bin warna pada ruang warna RGB. Untuk kuantisasi menjadi 64, intensitas warna masing-masing dikelompokkan menjadi 4 kelompok dengan rentang intensitas 0-63, 64-127, 128-191, 192-255. Sedangkan untuk kuantisasi menjadi 128, intensitas warna masing-masing dikelompokkan menjadi 2 kelompok dengan rentang intensitas 0-127, dan 128-255. Tabel 3 dan 4 menunjukkan hasil uji coba level kuantisasi warna.

Tabel 5.  
Hasil Uji Coba Jumlah Kategori

Jumlah Kategori	Precision (%)	Recall (%)
8	40,5	8,61
6	42,67	9,07
4	52,5	11,17
2	67	14,25

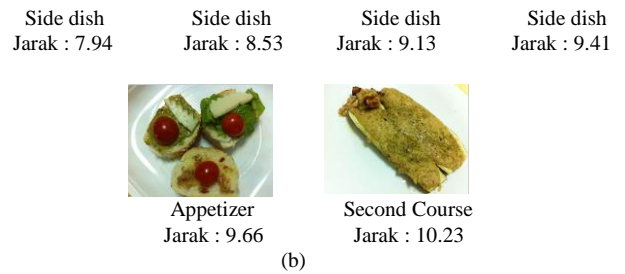
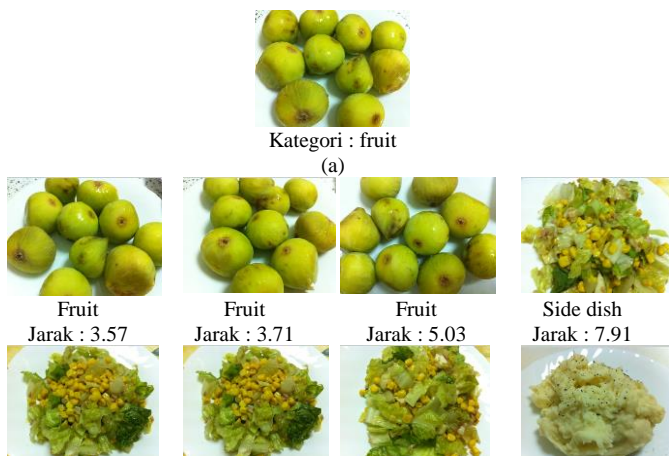


Gambar 3. Citra yang ditemukan berdasarkan 2 kategori (a) Citra query (b) Citra yang ditemukan

Uji coba berdasarkan jumlah kategori dikelompokkan menjadi 8 kategori, 6 kategori, 4 kategori dan 2 kategori untuk mengetahui nilai *precision* yang paling besar. Pada uji coba jumlah kategori didapatkan bahwa semakin sedikit kategori yang digunakan maka semakin besar nilai *precision* yang dihasilkan. Hal ini karena tingkat kemiripan antar kategori yang tinggi. Hasil uji coba berdasarkan jumlah kategori dapat dilihat pada tabel 5.

Pada uji coba berdasarkan 2 kategori, citra yang ditemukan nilai akurasi lebih tinggi karena hanya 2 kategori saja yang digunakan. Dapat dilihat dari gambar 3, citra query yang digunakan adalah termasuk dalam kategori *breakfast*, dari 10 citra yang ditemukan, terdapat 1 citra yang bukan termasuk citra kategori *breakfast*.

Pada uji coba berdasarkan 8 kategori, citra yang ditemukan nilai akurasi lebih rendah karena terdapat 8 kategori yang digunakan dan tingkat kemiripan antar kategori yang tinggi. Dapat dilihat dari gambar 4, citra query yang digunakan adalah termasuk dalam kategori *fruit*, dari 10 citra yang ditemukan, hanya ditemukan 3 citra yang termasuk citra kategori *fruit*.



Gambar 4. Citra yang ditemukan berdasarkan 8 kategori (a) Citra query (b) Citra yang ditemukan

#### IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Sistem yang dibangun dapat menemukan kembali citra sesuai dengan citra query. Hal ini dibuktikan dengan rata-rata nilai *precision* dan *recall* yang cukup pada level 2 kategori, yaitu sebesar 67% dan *recall* 14,25%. Selain itu, jumlah kategori mempengaruhi hasil *precision* citra, hal ini dikarenakan banyak citra dalam dataset yang mirip namun berbeda kategori. Hasil uji coba 8 kategori didapatkan hasil terbaik dengan dengan rata-rata nilai *precision* sebesar 40,5% dan *recall* 8,61% pada 18 level orientasi dan 64 level kuantisasi warna.

Untuk penelitian selanjutnya, terdapat beberapa hal yang dapat diperbaiki. Mengelompokkan kembali kategori dalam dataset, citra yang serupa dikelompokkan menjadi satu. Hal ini perlu dilakukan karena kemiripan citra antara satu kategori dengan kategori yang lain mempengaruhi nilai hasil *precision* dan *recall*. Dapat menggunakan metode perbandingan jarak yang lebih beragam untuk mengetahui metode apa yang paling baik digunakan dalam kasus ini. Menggunakan tipe operator *gradien* yang lebih beragam dapat juga dilakukan untuk mengetahui operator *gradien* mana yang lebih tepat untuk mendeteksi *gradien magnitude* dan orientasi. Serta dapat dilakukan menggunakan ruang warna selain RGB dalam pembagian komponen warna untuk mengetahui ruang warna apa yang paling baik dalam metode ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Inc, "TineEye reverse image search engine," 2016. [Online]. Available: [www.ideeinc.com](http://www.ideeinc.com).
- [2] F. S. and S. B. G. M. Farinella, D. Allegra, M. Moltisanti, "UNICT-FD1200," 2016. [Online]. Available: [iplab.dmi.unict.it/UNICT-FD1200](http://iplab.dmi.unict.it/UNICT-FD1200).
- [3] Z. Y. L. and J. Y. Y. G. H. Liu, L. Z. Y. K. Hou, "Image retrieval based on multi-texton histogram," *Pattern Recognit.*, pp. 2380–2389, 2010.
- [4] N. U. and H. Sa'dyah, "Sistem Temu Kembali Citra untuk E-Commerce Menggunakan Prosedur Pencarian Dua Fase dengan Fitur Histogram Multi Tekston," vol. 1, pp. 35–41, 2015.