

## KLASIFIKASI TINGKAT SANGRAI BIJI KOPI BERBASISKAN PENGOLAHAN CITRA DIGITAL DENGAN MENGGUNAKAN SINGULAR VALUE DECOMPOSITION DAN LEARNING VECTOR QUANTIZATION

### ROASTED LEVEL OF COFFEE BEANS CLASIFICATION BASED ON DIGITAL IMAGE PROCESSING WITH SINGULAR VALUE DECOMPOSITION AND LEARNING VECTOR QUANTIZATION

Muh. Ipnu Udjie Hasiru<sup>1</sup>, Dr. Ir. Jangkung Raharjo, M.T.<sup>2</sup>, Nur Ibrahim, S.T., M.T.<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

muhammadipnu577@gmail.com<sup>1</sup>, jangkung.raharjo@gmail.com<sup>2</sup>, nuribrahim@telkomuniversity.ac.id<sup>3</sup>

#### Abstrak

Saat ini kopi termasuk komoditas nomor dua terbesar didunia. Namun masih banyak pelaku industri kopi yang belum mengetahui tingkat sangrai biji kopi. Oleh sebab itu diperlukan metode khusus dengan cara mengklasifikasikan tingkat sangrai biji kopi bertujuan dapat mempermudah para pelaku industri kopi dan menambah ketertarikan masyarakat untuk mengenali jenis tingkat sangrai biji kopi, terutama kopi arabika. Proses yang telah dilakukan dalam klasifikasi ini yaitu dengan mengambil citra biji kopi menggunakan *device* kemudian dilakukan *pre-processing*. Data yang dipakai pada penelitian ini berjumlah 150 dimana terdapat 90 data latih dan 60 data uji diantaranya terdapat 3 kelas tingkat sangrai biji kopi yaitu, *light roast*, *medium roast*, dan *dark roast*. Ekstraksi ciri menggunakan metode *Singular Value Decomposition* (SVD) dan klasifikasinya menggunakan *Learning Vector Quantization* (LVQ). Data dan metode yang telah dirancang kemudian disimulasikan dengan menggunakan Matlab. Hasil akhir dari penelitian ini adalah dapat mengklasifikasi tingkat sangrai dari citra biji kopi yang diambil. Pada penelitian kali ini dengan menggunakan metode yang telah diuji hasil akurasi yang didapatkan sebesar 90%.

**Kata kunci:** kopi, sangrai, *Image Processing*, *Matlab*, *Singular Value Decomposition*, *Learning Vector Quantization*.

#### Abstrac

Currently coffee is the second largest commodity in the world. But there are still many coffee industry players who do not know the level of roasting of coffee beans. Therefore a special method is needed by classifying the roasting level of coffee beans aimed at facilitating coffee industry players and increasing public interest in recognizing the types of roasted coffee beans, especially arabica coffee. The process that has been carried out in this classification is by taking the image of coffee beans using a device then pre-processing. The data used in this study amounted to 150 where there were 90 training data and 60 test data including 3 classes of roasting levels of coffee beans, namely, *light roast*, *medium roast*, and *dark roast*. Feature extraction uses the *Singular Value Decomposition* (SVD) method and its classification uses *Learning Vector Quantization* (LVQ). The data and methods that have been designed are then simulated using Matlab. The final result of this research is to be able to classify the level of roasting from the image of coffee beans taken. In this study using a method that has been tested the results obtained by accuracy of 90%.

**Keywords:** coffee, roaster, *Image Processing*, *Matlab*, *Singular Value Decomposition*, *Learning Vector Quantization*.

#### 1. Pendahuluan

Kopi merupakan salah satu hasil komoditi perkebunan yang memiliki nilai ekonomis yang cukup tinggi diantara tanaman perkebunan lainnya dan berperan penting sebagai sumber devisa negara. Pengolahan kopi sangat berperan penting dalam menentukan kualitas dan cita rasa kopi. Hal ini disebabkan, karena penanganan pasca panen yang tidak tepat antara lain proses fermentasi, pencucian, sortasi, pengeringan, dan penyangraian. Diangkatnya topik tentang tingkat sangrai dalam penelitian ini dikarenakan jenis tingkat sangrai yang beragam pada biji kopi. Tingkat sangrai biji kopi sendiri memiliki 3 tingkatan, yaitu *light roast*, *medium roast*, dan *dark roast*. Pada tingkat *light roast* warna yang dihasilkan adalah warna kuning kecokelatan, untuk tingkat *medium roast* warna yang dihasilkan adalah cokelat, dan untuk tingkat *dark roast* warna yang dihasilkan adalah hitam. Tingkat sangrai pada biji kopi ini memiliki keunikan dan menarik untuk diketahui. Salah satu tujuan penelitian ini adalah untuk meningkatkan minat pelaku kopi dalam mengetahui atau membedakan jenis tingkat sangrai pada kopi yang akan mereka konsumsi.

Pada tugas akhir ini penulis memfokuskan klasifikasi tingkat sangrai biji kopi dengan menggunakan metode *singular value decomposition* dan *learning vector quantization* untuk mengekstraksi dan mengklasifikasi jenis tingkat sangrai biji kopi sehingga dapat membantu serta memudahkan para pelaku di industri kopi. Metode *singular value decomposition* mempunyai kelebihan pada efisiensi waktu proses untuk *dataset* yang berskala besar, serta *learning value quantization* mempunyai kelebihan yaitu terdapat nilai error yang lebih kecil, dapat meringkas dataset yang besar menjadi lebih kecil.

## 2. Dasar Teori

### 2.1 Kopi

Sejarah mencatat tanaman kopi berasal dari Abyssinia, 4 nama daerah lawas di Afrika yang saat ini mencakup wilayah negara Etiopia dan Eritrea. Kopi dipopulerkan sebagai minuman penyegar oleh orang-orang Arab dan biji kopi menjadi komoditas komersial setelah dibawa oleh para pedagang Arab ke Yaman.

### 2.2 Penyangraian

Proses penyangraian sangat menentukan citarasa kopi yang akan dinikmati, sehingga dapat dikatakan bahwa tahapan ini merupakan proses yang sangat krusial dibanding semua tahapan pengolahan kopi. Tingkatan sangrai paling umum dijadikan patokan terutama di Indonesia ada 3 tingkat yaitu: *light roast*, *medium roast*, dan *dark roast*. Proses sangrai biji kopi ini mengubah biji mentah menjadi biji aromatik yang khas, kaya rasa dan renyah ketika digigit yang lebih kita kenal sebagai kopi [1].

### 2.3 Pengolahan Citra Digital

Citra (*image*) digital merupakan sekumpulan elemen gambar yang merekam suatu adegan dengan menggunakan visual. Teknologi dasar untuk menciptakan dan menampilkan warna pada citra digital berdasarkan pada penelitian bahwa sebuah warna merupakan kombinasi dari tiga warna dasar, yaitu merah, hijau, dan biru (Red, Green, Blue-RGB) [2].

### 2.4 Citra RGB

Citra RGB merupakan citra *digital* dengan matriks berukuran  $m \times n \times 3$  yang terdiri dari merah, hijau dan biru, digabungkan dalam membentuk suatu susunan warna yang luas. Setiap warna dasar, misalnya merah, dapat diberi rentang nilai.

### 2.5 Singular Value Decomposition

*Singular Value Decomposition* adalah suatu proses dekomposisi yang akan memfaktorkan sebuah matriks menjadi lebih dari satu matriks. Demikian halnya dengan Dekomposisi Nilai Singular (*Singular Value Decomposition*) atau yang lebih dikenal sebagai SVD, adalah salah satu teknik dekomposisi berkaitan dengan nilai singular suatu matriks yang merupakan salah satu karakteristik matriks tersebut [2].

Rumus untuk mencari SVD bisa diuraikan sebagai berikut pada persamaan 1 :

$$A_{(m \times n)} = U_{(m \times m)} \times S_{(m \times n)} \times V^T_{(n \times n)} \quad (1)$$

dimana :

A : Matriks ukuran  $m \times n$

U : Singular vektor dari matriks A, dan vector ini orthonormal

S : Diagonal vektor yang menyimpan singular value dari corresponding singular vektornya (diurut descending)

V : Singular vektor dari matriks A yang juga orthonormal (symbol berarti transpose)

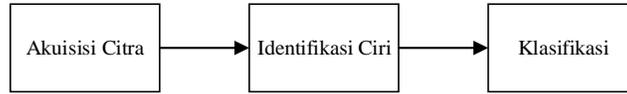
### 2.6 Learning Vector Quantization

*Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah sebuah metode klasifikasi dimana setiap unit output mempresentasikan sebuah kelas. LVQ digunakan untuk pengelompokkan dimana jumlah kelompok sudah ditentukan arsitekturnya (target/kelas sudah ditentukan) [3]. LVQ salah satu jaringan syaraf tiruan yang merupakan algoritma pembelajaran kompetitif terawasi versi dari algoritma Kohonen *Self-Organizing Map* (SOM). Tujuan dari algoritma ini adalah untuk mendekati distribusi kelas vektor untuk meminimalkan kesalahan dalam pengklasifikasian.

## 3. Perancangan dan Model Sistem

### 3.1 Perancangan Sistem

Secara umum, proses pengenalan citra tingkat sangrai biji kopi dilakukan dalam satu tahap umum yaitu tahap identifikasi. Berikut adalah posisi tahap identifikasi dalam diagram blok model sistem seperti pada Gambar 1.



Gambar 1 Diagram Blok Sistem

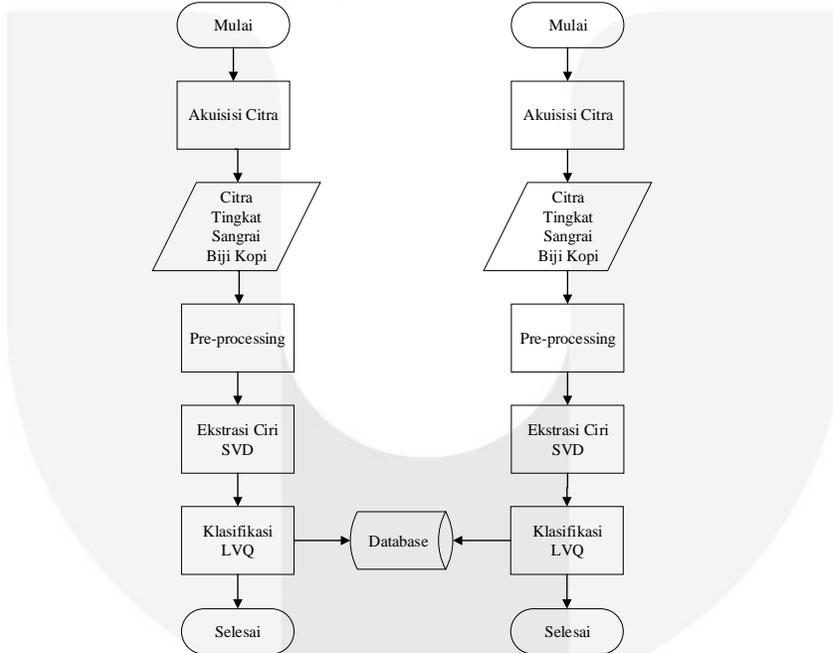
**3.2 Akuisisi Citra**

Proses akuisisi citra tingkat sangrai biji kopi dilakukan dengan cara meng-capture menggunakan kamera profesional merk Nikon tipe D5100 dengan spesifikasi kamera 16,2 megapiksel dan aperture lensa f/3.5-5.6. Citra tingkat sangrai biji kopi yang digunakan yaitu biji kopi arabika. Masing-masing citra berjumlah 3 biji kopi dengan pengambilan gambar dari sudut serta pencahayaan berbeda dimana hasil akhir sistem akan mengklasifikasi apakah tingkatan sangrai biji kopi tersebut sesuai dengan yang telah diekstraksi.

**3.3 Identifikasi Ciri**

Pada tahap proses identifikasi citra tingkat sangrai biji kopi terbagi menjadi 3 tingkatan, yaitu *light roast*, *medium roast*, dan *dark roast*. Tetapi, pada tahap keluaran terdapat perbedaan. Pada proses latihan menghasilkan citra biji kopi yang tersimpan pada *database*. Pada proses uji menghasilkan keluaran berupa pernyataan apakah citra biji kopi yang telah di uji telah sesuai dengan tingkat sangrai biji kopi pada *database*.

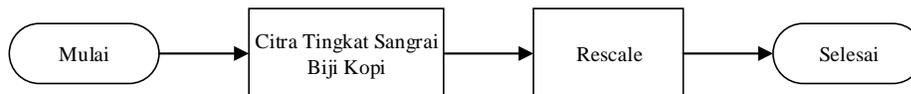
Untuk mempermudah penjelasan tahapan proses identifikasi berikut adalah diagram alir pada Gambar 2.



Gambar 2 Diagram Alir Sistem Data Latih (kiri) dan Data Uji (kanan)

**3.3.1 Pre-Processing**

Tahap *pre-processing* adalah sebuah proses awal yang dilakukan untuk mengolah citra supaya proses ekstraksi ciri berlangsung secara optimal. Secara umum, tahap *pre-processing* dilakukan untuk meningkatkan kualitas citra sebelum diproses pada tahap selanjutnya. Berikut adalah diagram alir tahapan *pre-processing* seperti ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3 Diagram Alir Pre-Processing

### 3.3.2 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri adalah sebuah proses yang berguna untuk mengambil atau mengenali suatu ciri khas dari citra. Ciri khas tersebut digunakan untuk pembeda antar karakter. Proses ekstraksi pada penelitian ini menggunakan metode *Singular Value Decomposition* dimana 3 tingkat sangrai biji kopi diambil gambarnya pada sudut berbeda.

### 3.4 Klasifikasi

Klasifikasi pada penelitian ini menggunakan metode *Learning Value Quantization*. Sistem akan dilatih terlebih dahulu baru sebelum tahap pengujian untuk memperoleh nilai akurasi. Tahap ini terbagi menjadi tahap pelatihan dan pengujian.

### 3.5 Performansi Sistem

Setelah melakukan proses pelatihan terhadap data latih, selanjutnya dilakukan pengujian sistem. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui performansi sistem sehingga dapat diketahui kelebihan dan kekurangan sistem. Performansi sistem diukur berdasarkan parameter sebagai berikut:

#### 1. Akurasi Sistem

Akurasi merupakan ukuran ketepatan sistem dalam mengenali masukan yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Secara matematis dapat dituliskan seperti pada persamaan 2 sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah data benar}}{\text{Jumlah data keseluruhan}} \times 100\% \quad (2)$$

#### 2. Waktu Komputasi

Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan sistem melakukan suatu proses. Pada sistem ini, waktu komputasi dihitung dengan menggunakan waktu selesai dikurangi waktu mulai, sehingga akan didapatkan waktu komputasi. Secara sistematis dapat dituliskan seperti persamaan 3.

$$\text{Waktu Komputasi} = \text{Waktu Selesai} - \text{Waktu Mulai} \quad (3)$$

## 4. Pengujian dan Analisis Sistem

### 4.1 Spesifikasi Sistem

Perancangan sistem klasifikasi tingkat sangrai biji kopi memerlukan beberapa aspek pendukung yaitu perangkat keras (*hardware*) dan perangkat lunak (*software*). Berikut ini adalah uraian spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan dalam sistem klasifikasi tingkat sangrai biji kopi secara *real time*.

#### 4.1.1 Spesifikasi Perangkat Keras

Spesifikasi perangkat keras yang digunakan sebagai berikut:

1. Model sistem : Acer Aspire R13
2. *Processor* : Intel Core i7 5500U 2.40GHz
3. *Memory* : 8GB
4. *Camera* : Nikon D5100

#### 4.1.2 Spesifikasi Perangkat Lunak

Spesifikasi perangkat lunak yang digunakan sebagai berikut:

1. Sistem operasi : Windows 10 Education 64-bit
2. *Programing Tool* : Matlab R2017a

### 4.2 Pengujian Sistem

Pengujian sistem merupakan langkah-langkah yang dilakukan untuk mengetahui kelayakan sistem yang telah dirancang. Tujuan dari pengujian sistem adalah untuk mengetahui performansi sistem berdasarkan akurasi dan parameter *error*.

### 4.3 Skenario Pengujian Sistem

Pada bagian ini, akan dilakukan beberapa tahap pengujian sistem terhadap hasil yang didapatkan dari citra masukan. Skenario pengujian sistem akan dilakukan dalam 5 tahap yaitu:

1. Tahapan pertama

Pengambilan citra berjumlah 150 citra dengan rincian 90 citra data latih dan 60 citra data uji. Data latih disimpan sebagai *database* yang selanjutnya dilakukan tahap *pre-processing* yaitu citra asli yang akan melalui skenario *rescaling*.

2. Tahapan kedua  
Pada tahap *pre-processing* dilakukan pengujian parameter *rescaling* citra terhadap akurasi dimana terdapat 4 dimensi percobaan yaitu  $64 \times 64$ ,  $128 \times 128$ ,  $256 \times 256$ , dan  $512 \times 512$ .
3. Tahapan ketiga  
Setelah skenario *rescaling*, dilakukan skenario pengujian parameter *layer* USV dengan cara diklasifikasinya data latih yang telah dibuat dengan menggunakan metode *Learning Vector Quantization*.
4. Tahapan keempat  
Tahap ini adalah tahap dilakukan pengujian parameter *Hidden Layer* untuk memperoleh seberapa besar hasil akurasi dengan mengubah parameter pada metode *Learning Vector Quantization*. Nilai *Hidden Layer* yang dipakai untuk pengujian adalah 10,20,30,40, dan 50. Nilai *Epoch* diatur pada angka 100 sebagai nilai parameter awal pada pengujian *Epoch*.
5. Tahapan Kelima  
Tahap ini adalah tahap dilakukan pengujian parameter nilai *Epoch* untuk memperoleh seberapa besar hasil akurasi dengan mengubah parameter pada metode *Learning Vector Quantization*. Nilai *Epoch* yang dipakai untuk pengujian adalah 100, 200, 300, 400, dan 500. *Hidden Layer* diatur pada angka 10 dikarenakan hasilnya menunjukkan akurasi terbaik pada percobaan sebelumnya.

#### 4.3.1 Pengujian parameter rescalling citra terhadap akurasi

Berikut ini adalah data hasil pengujian parameter *rescaling* citra untuk mengetahui pengaruh setiap ukuran masing-masing citra. Parameter awal pada percobaan berikut adalah digunakannya *layer* USV, nilai *Hidden Layer* 30 sebagai nilai tengah dan nilai *Epoch* 300 juga sebagai nilai tengah. Untuk menentukan dimensi terbaik untuk proses *rescaling* dimana pengujian parameter *rescaling* dilakukan dengan 4 dimensi berbeda yaitu  $64 \times 64$ ,  $128 \times 128$ ,  $256 \times 256$ , dan  $512 \times 512$  yang diuji untuk mendapatkan nilai akurasi yang terbaik.

Tabel 1 Hasil pengujian parameter *rescaling* pada citra.

Dimensi <i>Rescaling</i>	Akurasi Pengujian
$64 \times 64$	90%
$128 \times 128$	85%
$256 \times 256$	81.67%
$512 \times 512$	88.33%

#### 4.3.2 Pengujian parameter *Hidden Layer* pada LVQ

Hasil pengujian parameter *Hidden Layer* pada LVQ dengan parameter awal pada percobaan berikut adalah digunakannya hasil dimensi *rescale* terbaik yaitu  $64 \times 64$ , dan nilai *Epoch* 100 sebagai nilai awal.

Tabel 2 Hasil Pengujian Parameter *Hidden Layer*

<i>Hidden Layer</i>	Akurasi Pengujian
10	90%
20	80%
30	80%
40	88.33%
50	88.33%

### 4.3.3 Pengujian parameter Epoch pada LVQ

Hasil pengujian parameter Epoch pada LVQ dengan parameter awal pada percobaan berikut adalah digunakannya hasil dimensi rescale terbaik yaitu  $64 \times 64$ , dan nilai Hidden Layer 10 sebagai nilai dengan akurasi terbaik pada pengujian sebelumnya.

Tabel 3 Hasil Pengujian Parameter Epoch.

<i>Epoch</i>	Akurasi pengujian
100	90%
200	81.42%
300	78.57%
400	75.71%
500	78.57%

## 5. Kesimpulan

### 5.1 Kesimpulan

Setelah melakukan pengujian dan analisis pada sistem klasifikasi tingkat sangrai biji kopi menggunakan ekstraksi ciri SVD dan klasifikasi LVQ pada Tugas Akhir ini, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem yang dibuat mampu mengidentifikasi jenis tingkat sangrai biji kopi berdasarkan metode ekstraksi ciri SVD dan klasifikasi LVQ.
2. Berdasarkan pengujian yang dilakukan maka diketahui, untuk pengujian parameter *rescaling* akurasi terbesar didapatkan pada saat menggunakan dimensi  $64 \times 64$  yaitu 90%, untuk pengujian *hidden layer* telah ditemukan akurasi terbaik pada nilai 10 dengan hasil akurasi sebesar 90% dan pada nilai epoch yaitu 100 dengan hasil akurasi sebesar 90%. Hal ini disebabkan karena pada *hidden layer* 10 sudah mencapai titik stabil sehingga lebih banyak kesamaan yang didapat oleh data uji ketika dibandingkan dengan data latih sehingga dapat diklasifikasikan ke dalam kelasnya secara akurat. Semakin tinggi epoch, maka semakin banyak pengulangan yang dilakukan, maka data tersebut mampu diklasifikasikan secara tepat namun epoch juga memiliki nilai maksimum dititik tertentu pada pengujian tugas akhir ini nilai epoch yang bekerja maksimum ketika nilai epoch sebesar 100.
3. Parameter dengan akurasi terbaik telah membuat klasifikasi tingkat sangrai biji kopi mencapai akurasi yaitu 90%.

### 5.2 Saran

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, untuk pengembangan Tugas Akhir ini dalam penelitian selanjutnya sehingga lebih akurat dalam menklasifikasi citra biji kopi. Adapun saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya sebagai berikut:

1. Sistem dapat dikembangkan lagi ke metode yang lain untuk mendapatkan hasil akurasi yang lebih baik dan error yang lebih kecil.
2. Dapat dikembangkan lagi dengan pembuatan interface yang lebih menarik dengan dibuat lagi versi mobile atau web agar dapat digunakan secara lebih fleksibel dan efisien.

## Daftar Pustaka

- [1] Kusuma, Hayuangga Tinno Putra. Aplikasi Klasifikasi Tingkat Kematangan Kopi Berdasarkan Hasil Roasting Menggunakan Fuzzy C-Means. Skripsi. Teknik Informatika. Fakultas Sains dan Teknologi. Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. 2018
- [2] T Sutojo dan Muljono, Pengolahan Citra Digital, Ari pramesta, Ed. Yogyakarta. 2017.
- [3] Nabilla, Syelanisa. Iedntifikasi Pola Sidik Bibir Pada Pria dan Wanita Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Learning Vector Quantization (LVQ) Sebagai Aplikasi Forensik. Bandung: Universitas Telkom, 2017.