

Pengaruh Ekstraksi Fitur Tekstur Pada Hasil Klastering Data Citra Buah Menggunakan Metode K-Means Cluster

Veronica Lusiana, Imam Husni Al Amin, Budi Hartono*

Fakultas Teknologi Informasi dan Industri, Teknik Informatika, Universitas Stikubank, Semarang, Indonesia

Email: ¹vero@edu.unisbank.ac.id, ²imam@edu.unisbank.ac.id, ³budihartono@edu.unisbank.ac.id

Email Penulis Korespondensi: budihartono@edu.unisbank.ac.id

Submitted: 10/08/2024; Accepted: 15/08/2024; Published: 16/08/2024

Abstrak—Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *grey level co-occurrence matrix* (GLCM) dan *local binary pattern* (LBP) pada hasil klastering data citra. Ekstraksi fitur tekstur dilakukan pada data uji 30 citra buah matang dan citra buah busuk. Melalui percobaan diperoleh hasil metode ekstraksi fitur LBP dapat menaikkan nilai fitur kontras dan menurunkan nilai fitur korelasi. Pada fitur energi, dengan atau tanpa LBP maka perbedaan nilai fitur ini tidak terlalu jauh. Metode GLCM dan LBP berpengaruh pada hasil klastering data citra menggunakan k-means clustering. Data uji tanpa ekstraksi tekstur LBP, diperoleh dua alternatif hasil. Alternatif pertama, anggota klaster 1 yaitu 24 data dan klaster 2 yaitu 6 data. Alternatif kedua, anggota klaster 1 yaitu 22 data dan klaster 2 yaitu 8 data. Pada data uji dengan ekstraksi tekstur LBP, diperoleh tiga alternatif hasil. Alternatif pertama, anggota klaster 1 yaitu 23 data dan klaster 2 yaitu 7 data. Alternatif kedua, anggota klaster 1 yaitu 17 data dan klaster 2 yaitu 13 data. Alternatif ketiga, anggota klaster 1 dan klaster 2 masing-masing 15 data.

Kata Kunci: GLCM; LBP; Klaster K-Means; Ekstraksi Fitur; Fitur Tekstur

Abstract—This study aims to analyze the effect of texture feature extraction using the *grey level co-occurrence matrix* (GLCM) and *local binary pattern* (LBP) methods on the clustering results of image data. Texture feature extraction is performed on test data of 30 ripe fruit images and rotten fruit images. Through experiments, it was found that the LBP feature extraction method can increase the value of contrast features and decrease the value of correlation features. In the energy feature, with or without LBP, the difference in the value of this feature is not too far. The GLCM and LBP methods affect the results of clustering image data using k-means clustering. Test data without LBP texture extraction, two alternative results are obtained. The first alternative, cluster 1 members are 24 data and cluster 2 is 6 data. The second alternative, cluster 1 members are 22 data and cluster 2 is 8 data. In the test data with LBP texture extraction, three alternative results are obtained. The first alternative, cluster 1 members are 23 data and cluster 2 is 7 data. The second alternative, cluster 1 members are 17 data and cluster 2 is 13 data. The third alternative, cluster 1 and cluster 2 members are 15 data each.

Keywords: GLCM; LBP; K-Means Cluster; Feature Extraction; Texture Feature

1. PENDAHULUAN

Pengolahan citra digital menjadi salah satu topik menarik dalam bidang Informatika. Salah satu aplikasinya adalah dalam klaster data citra, seperti dalam bidang pemrosesan citra buah-buahan. Proses pengelompokan atau klaster sangat berguna dalam industri pertanian, di mana kualitas buah-buahan perlu diidentifikasi dengan akurat. Metode klastering seperti K-Means, telah banyak digunakan untuk tujuan ini. Untuk meningkatkan akurasi klastering maka ekstraksi fitur yang tepat adalah berperan penting.

GLCM (*grey level co-occurrence matrix*) adalah sebuah matriks yang mencatat kemunculan pasangan piksel dengan kombinasi intensitas tertentu pada jarak dan arah tertentu. Matriks ini berisi data tentang hubungan spasial antara piksel-piksel dalam citra. Hasil GLCM dapat digunakan untuk mengekstrak fitur tekstur seperti kontras, korelasi, energi, dan homogeneity, sehingga dapat menangkap informasi spasial antara piksel-piksel dan memberikan representasi tentang tekstur citra [1]. Metode ini dapat menjadi lebih kompleks dan memerlukan lebih banyak komputasi untuk citra dengan banyak level intensitas.

LBP (*local binary pattern*) mengkodekan pola lokal di sekitar setiap piksel dengan membandingkan intensitas piksel pusat dengan intensitas piksel tetangga. Setiap piksel dikelilingi oleh piksel tetangga dalam konfigurasi tertentu (contoh 3x3 piksel). Piksel tetangga akan dikonversi menjadi bilangan biner, yang diperoleh dari hasil perbandingan piksel pusat dengan piksel tetangga. Hasil LBP adalah histogram yang mewakili frekuensi kemunculan pola biner di sekitar piksel. Histogram ini dapat digunakan sebagai representasi fitur tekstur untuk pengelompokan citra [1]. Metode ini fokus pada perbedaan lokal dalam intensitas piksel sehingga lebih sederhana dan memerlukan waktu komputasi yang relatif lebih sedikit.

Penelitian ini fokus pada pengaruh ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode LBP dan GLCM pada hasil klastering citra buah. Data uji menggunakan 30 citra buah Apel, Jeruk, dan Pisang, masing-masing 10 citra [2]. Ekstraksi fitur tekstur dilakukan pada 30 citra tersebut yang secara visual tampak seperti buah matang atau buah busuk. Hasil penelitian ini memberikan kontribusi dalam bidang pengolahan citra dan pengelompokan data, dengan menganalisa bagaimana ekstraksi fitur tekstur berpengaruh pada hasil klastering data citra. Diharapkan hasil penelitian ini dapat membantu di dalam pengembangan sistem otomatisasi industri pertanian khususnya untuk pengelompokan kualitas buah.

Dua jenis pengelompokan data yang banyak digunakan yaitu Hierarchical dan non-Hierarchical Clustering. Metode klaster non-hierarki yang cukup populer yaitu K-Means Cluster. Metode ini

mengelompokkan data menjadi beberapa kelompok, dimana data dalam satu kelompok memiliki karakteristik yang sama dan sebaliknya memiliki karakteristik yang berbeda dengan data pada kelompok yang lain. Jumlah kluster yang tepat ditentukan dengan mempertimbangkan jumlah kelompok data yang diinginkan [3][4]. Metode ini telah banyak diaplikasikan diberbagai bidang.

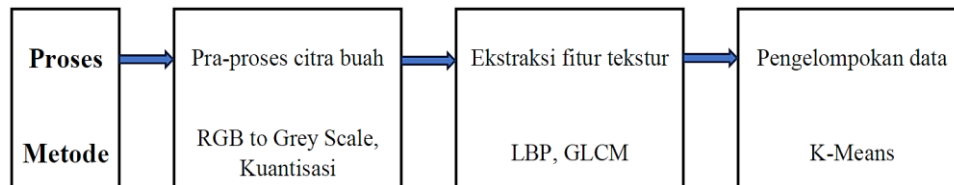
Beberapa penelitian tentang studi kasus atau penerapan mengenai ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode GLCM antara lain diterapkan pada klasifikasi penyakit daun padi [5] dan analisis intensitas cahaya lampu pijar [6]. Metode LBP dan GLCM digunakan bersama pada penerapan klasifikasi Batik [7], menentukan kualitas kesegaran susu sapi [8], dan pengenalan ekspresi mulut [9]. Terdapat pula penelitian tentang tinjauan ekstraksi fitur citra dan *texture descriptor* menggunakan metode LBP [10][11]. Beberapa penelitian tentang ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode LBP yaitu citra wajah bermasker atau tanpa masker [12], identifikasi jenis kayu berdasarkan fitur tekstur [13], pengenalan daun tanaman obat tradisional [14], dan identifikasi kematangan Tomat sayur[15].

Penelitian tentang penerapan metode kluster K-Means antara lain, kluster usia pasien [16], kluster penerima bantuan renovasi rumah dan bagi penderita Covid-19 [17][18], serta kluster produksi tanaman Tomat di Indonesia [19]. Beberapa penelitian tentang penerapan metode kluster K-Means dalam tiga tahun terakhir yaitu di bidang kesehatan dan pendidikan. Kluster vaksinasi penyakit Mulut dan Kuku [20], kluster penyakit Hipertensi [21], dan kluster peserta BPJS [22]. Kluster hasil survei MBKM [23], kluster efisiensi dan kinerja Mahasiswa [24], kluster mahasiswa penerima beasiswa [25], serta kluster mahasiswa dalam memilih program studi [26].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian diawali dari pra-proses data citra buah menggunakan metode mengubah citra berwarna menjadi abu-abu (*RGB to grey scale*), dilanjutkan dengan metode kuantisasi menjadi delapan skala keabuan atau tiga bit skala abu-abu. Delapan skala keabuan adalah nilai rekonstruksi dan nilai normalisasi. Data uji menggunakan tiga puluh citra buah Apel, Jeruk, dan Pisang, masing-masing 10 citra [2]. Tahapan penelitian selengkapnya dapat dilihat pada Gambar 1. Proses selanjutnya adalah ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode LBP dan GLCM. Data hasil ekstraksi akan dikelompokkan menggunakan kluster K-Means.



Gambar 1. Tahapan penelitian

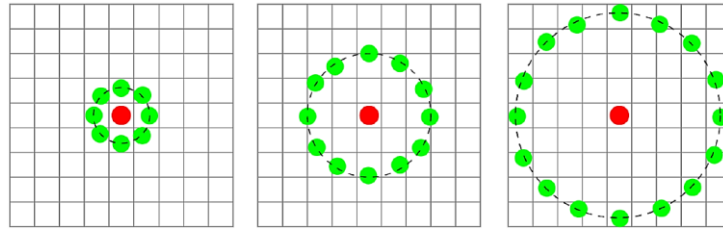
2.2 Kluster K-Means

Algoritma K-Mean bekerja dengan cara membagi data menjadi sejumlah kluster, dengan setiap kluster memiliki titik pusat (*centroid*) masing-masing. Empat langkah utama dalam algoritma ini adalah:

1. Pemilihan awal nilai *centroid* untuk setiap kluster.
Diawal proses pembentukan kluster, nilai ini dapat dipilih secara acak.
2. Pembagian data ke dalam kluster, setiap data menjadi anggota kluster terdekat.
Jarak antara data dan *centroid* digunakan untuk menentukan kluster mana yang terdekat. Jarak antara data dan *centroid* dapat dihitung menggunakan beberapa metode pengukuran jarak, antara lain jarak Euclidean (*Euclidean distance*), jarak Manhattan (*Manhattan distance*), atau jarak Minkowski (*Minkowski distance*).
3. Pembaruan nilai *centroid*.
Setelah semua data menjadi anggota kluster maka nilai *centroid* diperbarui dengan menghitung ulang titik pusat dari semua data anggota kluster tersebut.
4. Mengulangi langkah 2. dan 3.
Mengulangi langkah 2 dan 3 sampai dengan tidak ada perubahan nilai *centroid* atau sampai dengan batas jumlah iterasi yang telah ditentukan tercapai.

2.3 Operator Local Binary Pattern

Citra yang mempunyai motif atau tekstur membutuhkan algoritma ekstraksi ciri untuk dapat mengenali tekstur tersebut. Salah satu algoritma ekstraksi ciri yang dapat digunakan adalah algoritma *local binary pattern* (LBP) atau disebut juga dengan istilah operator LBP. Algoritma ini memberi nilai baru pada piksel citra dengan cara membatasi lingkungan setiap piksel dan menjadikan hasilnya sebagai bilangan biner. Operator LBP membentuk label untuk piksel citra dengan dimensi 3x3 piksel atau lebih dari piksel pusat, seperti pada Gambar 2 [27, 28].



Gambar 2. Operator Local Binary Pattern

LBP membandingkan nilai piksel pada pusat citra dengan 8 nilai piksel tetangga sekelilingnya. Sebagai ilustrasi, sebuah citra 3×3 piksel, nilai piksel pusat (n) dibandingkan dengan nilai piksel disekelilingnya ($b_0, b_1, b_2, \dots, b_7$), seperti pada Gambar 3(a). Apabila hasilnya adalah lebih besar atau sama maka diberi nilai 1 dan jika hasilnya lebih kecil maka diberi nilai 0, seperti pada Gambar 3b. dan Gambar 3c. Selanjutnya, menyusun searah dengan jarum jam atau sebaliknya, delapan nilai 1 atau 0, atau nilai biner. Susunan nilai biner diubah menjadi bentuk desimal. Nilai desimal ini sebagai pengganti nilai n [28].

Operator LBP secara umum mempunyai 2 langkah yaitu *thresholding* dan *encoding*. Pada langkah *thresholding*, semua nilai pixel tetangga mulai dari b_0 sampai dengan b_7 dibandingkan dengan nilai piksel pusat (n) seperti pada Gambar 3a, untuk diubah menjadi nilai biner. Nilai biner 0 untuk nilai b_0 sampai dengan b_7 yang mempunyai nilai lebih kecil dari nilai pusat (n). Sebaliknya, nilai biner 1 apabila nilai b_0 sampai dengan b_7 lebih besar atau sama dengan dari nilai pusat (n) seperti pada Gambar 3(b). Langkah *encoding* yaitu nilai biner yang diperoleh dari langkah *thresholding* dikonversi menjadi nilai desimal.

b0	b1	b2	1	2	2	0	0	0	biner = 00010011 desimal = 19
b7	n	b3	9	5	6	1	?	1	
b6	b5	b4	5	3	1	1	0	0	
a			b			c			

Gambar 3. Nilai baru hasil operator Local Binary Pattern

Ciri citra diperoleh dari nilai piksel pengganti yang dihitung menggunakan operator LBP. Proses ini dilakukan pada seluruh piksel penyusun citra atau dikenal dengan istilah operasi jendela konvolusi. Contoh nilai piksel 00010011 biner sama dengan nilai piksel 19 desimal, nilai pusat $n=5$ diganti dengan nilai 19. Operator LBP adalah metode yang mendeskripsikan tekstur citra secara lokal.

2.4 Matriks Intensitas GLCM

Matriks intensitas *grey-level co-occurrence matrix* (GLCM) dapat digunakan untuk ekstraksi fitur tekstur citra. Fitur tekstur yang diekstrak antara lain: kontras (*contrast*), korelasi (*correlation*), dan Energi (*Energy*). Fitur kontras, nilai kontras yang tinggi menunjukkan variasi intensitas yang besar, sehingga menggambarkan citra memiliki tekstur kasar atau kompleks. Fitur korelasi, nilai korelasi tinggi menunjukkan bahwa perubahan intensitas antara piksel dan piksel tetangganya adalah konsisten, atau citra memiliki tekstur cenderung homogen. Fitur energi yang tinggi menunjukkan bahwa piksel dalam gambar memiliki intensitas yang seragam atau sedikit variasi, sehingga citra memiliki tekstur cenderung halus.

Matriks GLCM menggambarkan pola distribusi intensitas piksel dalam sebuah citra dengan membentuk matriks yang mencatat frekuensi pasangan piksel dengan intensitas, jarak, dan arah tertentu. Untuk citra dengan G tingkat keabuan, maka matriks *co-occurrence* P berukuran $G \times G$. Pada tingkat keabuan G rendah setelah melalui proses kuantisasi citra, maka informasi tekstur semakin berkurang. Dengan $G=8$ dan ukuran citra 64×64 piksel, merupakan pilihan yang baik untuk membentuk P. Kombinasi pasangan piksel tetangga terdekat dapat menggunakan sudut $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$, dan 135° [29]. Nilai G sebaiknya dibatasi sampai dengan 16 dan jarak piksel dengan piksel tetangganya adalah 1 atau 2 piksel, dengan mempertimbangkan kebutuhan waktu komputasi.

2.5 Kuantisasi Skalar Seragam

Kuantisasi bertujuan untuk mereduksi variasi nilai intensitas piksel yang dimiliki oleh citra. Kuantisasi skalar seragam mengelompokkan nilai masukan dengan lebar yang sama. Citra dengan variasi nilai piksel yang lebih sedikit dapat mengurangi proses komputasi pada saat ekstraksi fitur citra. Proses kuantisasi mengelompokkan nilai masukan (*input*) dan menggantinya dengan sebuah nilai rekonstruksi yang dipilih.

Tabel 1. Hubungan antara nilai abu-abu 8 bit dengan nilai rekonstruksi 3 bit

No	Nilai abu-abu 8 bit	Nilai rekonstruksi 3 bit	Nilai normalisasi
1	0...31	16	0
2	32...63	48	1

No	Nilai abu-abu 8 bit	Nilai rekonstruksi 3 bit	Nilai normalisasi
3	64...95	80	2
4	96...127	112	3
5	128...159	144	4
6	160...191	176	5
7	192...223	208	6
8	224...255	240	7

Penelitian ini menggunakan keluaran kuantisasi 3 bit atau 8 derajat keabuan, untuk masukan nilai intensitas abu-abu 8 bit. Pada Tabel 1 adalah hubungan antara nilai masukan abu-abu 8 bit dengan nilai rekonstruksi dan nilai normalisasi. Contoh nilai rekonstruksi disini adalah nilai tengah dari kelompok nilai masukan abu-abu yang diwakili. Nilai normalisasi digunakan untuk mengisi matriks *co-occurrence* pada proses ekstraksi fitur.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data uji menggunakan citra buah Apel, Jeruk, dan Pisang, masing-masing sepuluh citra. File citra dalam format PNG dengan dimensi 64X64 piksel. Citra ini secara visual tampak seperti citra buah matang atau buah busuk, seperti pada Gambar 4 [2]. Terdapat 15 citra buah matang dan 15 citra buah busuk. Pada pra-proses citra mengubah citra uji berwarna menjadi citra abu-abu (*gray scale*) dengan 256 skala keabuan dan 8 skala keabuan. Disini terdapat dua macam citra dengan 8 skala keabuan yaitu citra dengan nilai rekonstruksi seperti pada Gambar 5, dan citra dengan nilai normalisasi.

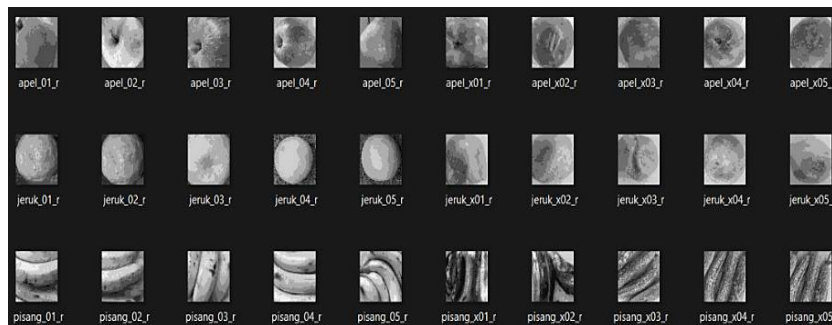
3.1 Pra-Proses dan Ekstraksi Fitur Tekstur

Proses ekstraksi tekstur citra dengan metode LBP diperoleh dari citra 256 skala keabuan. Pada Gambar 6 dapat dilihat citra hasil proses LBP. Secara visual, tekstur citra tampak menjadi lebih jelas. Citra hasil LBP ini selanjutnya dilakukan kuantisasi untuk mendapatkan citra normalisasi hasil proses LBP.

Penyusunan matriks GLCM menggunakan dua macam citra normalisasi yaitu: citra normalisasi tanpa proses LBP dan citra normalisasi hasil proses LBP. Pada penelitian ini, kombinasi pasangan piksel tetangga terdekat menggunakan sudut 0°, nilai G adalah 8 skala keabuan dan jarak piksel dengan piksel tetangganya adalah 1 piksel. Fitur tekstur yang digunakan adalah kontras (*contrast*), korelasi (*correlation*), dan energi (*energy*).

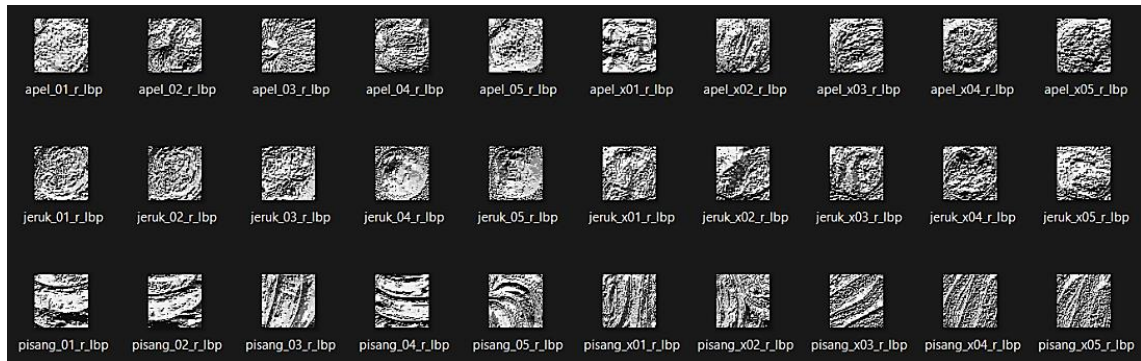


Gambar 4. Citra uji



Gambar 5. Citra uji hasil proses rekonstruksi

Pada Tabel 2 mencatat nilai fitur kontras, korelasi, dan energi dari data uji tanpa ekstraksi tekstur LBP. Fitur kontras dengan nilai terendah dan tertinggi adalah citra jeruk_x05 (0,0982) dan citra pisang_x04 (0,8832). Fitur korelasi dengan nilai terendah dan tertinggi adalah citra pisang_x04 (0,7185) dan citra pisang_02 (0,9720). Pada fitur energi dengan nilai terendah dan tertinggi adalah citra pisang_x01 (0,0635) dan citra jeruk_03 (0,2975).



Gambar 6. Citra uji dengan ekstraksi tekstur LBP

Pada Tabel 3 mencatat nilai fitur kontras, korelasi, dan energi dari data uji dengan ekstraksi tekstur LBP. Fitur kontras dengan nilai terendah dan tertinggi adalah citra pisang_04 (4,5357) dan citra pisang_x04 (10,955). Fitur korelasi dengan nilai terendah dan tertinggi adalah citra pisang_x04 (0,2562) dan citra pisang_04 (0,7714). Pada fitur energi dengan nilai terendah dan tertinggi adalah citra pisang_x01 (0,0292) dan citra pisang_04 (0,2137). Nilai ketiga fitur tersebut seluruhnya diperoleh dari citra Pisang.

Tabel 2. Data uji dan nilai fitur Kontras, Korelasi, Energi

No.	Data Uji	Kontras	Korelasi	Energi
1	apel_01	0,1324	0,926	0,2431
2	apel_02	0,2453	0,9186	0,1729
3	apel_03	0,2517	0,8965	0,1613
4	apel_04	0,2743	0,9021	0,1611
5	apel_05	0,1525	0,9562	0,1704
6	apel_x01	0,1347	0,943	0,2006
7	apel_x02	0,2054	0,93	0,1764
8	apel_x03	0,1349	0,9048	0,258
9	apel_x04	0,2264	0,9273	0,1504
10	apel_x05	0,1597	0,9166	0,2596
11	jeruk_01	0,2326	0,9426	0,1606
12	jeruk_02	0,2279	0,9479	0,1611
13	jeruk_03	0,1404	0,9139	0,2975
14	jeruk_04	0,4375	0,929	0,1421
15	jeruk_05	0,3361	0,9426	0,1475
16	jeruk_x01	0,1674	0,9474	0,1773
17	jeruk_x02	0,1414	0,9482	0,1877
18	jeruk_x03	0,1662	0,931	0,1782
19	jeruk_x04	0,1595	0,8865	0,2449
20	jeruk_x05	0,0982	0,9537	0,2191
21	pisang_01	0,183	0,9687	0,1159
22	pisang_02	0,1672	0,972	0,1203
23	pisang_03	0,4415	0,8915	0,1096
24	pisang_04	0,1761	0,9569	0,1719
25	pisang_05	0,5439	0,8721	0,1088
26	pisang_x01	0,8782	0,8745	0,0635
27	pisang_x02	0,6255	0,906	0,0698
28	pisang_x03	0,6367	0,8019	0,0842
29	pisang_x04	0,8832	0,7185	0,0709
30	pisang_x05	0,8385	0,7596	0,0701

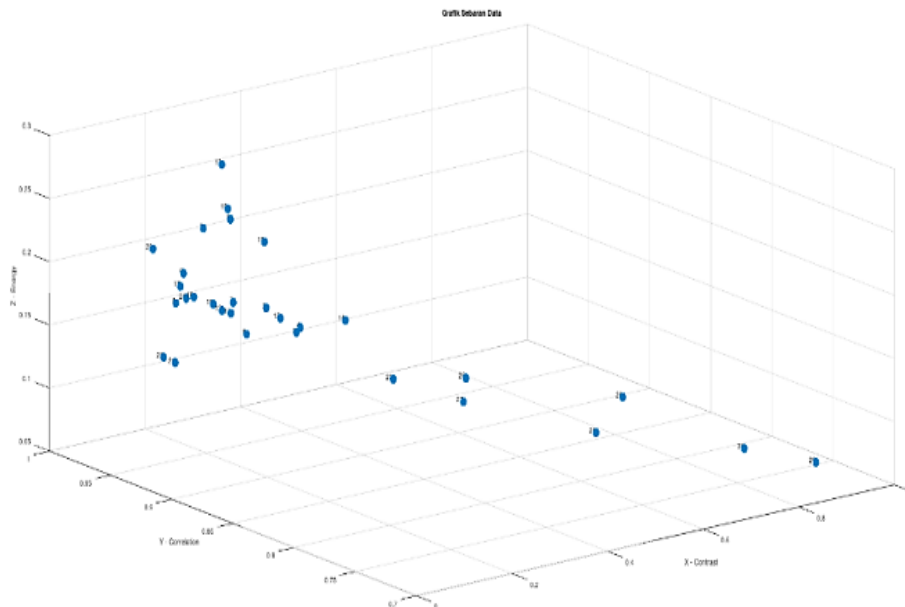
Hasil ekstraksi fitur dicatat pada Tabel 2 untuk data uji tanpa operator LBP dan Tabel 3 untuk data uji dengan operator LBP. Operator LBP dapat menaikkan nilai fitur kontras. Citra memiliki kontras yang lebih tinggi seperti pada Gambar 6 apabila dibandingkan dengan citra pada Gambar 5. Pada fitur korelasi, operator LBP dapat menurunkan nilai fitur ini. Fitur energi, dengan atau tanpa operator LBP nilai fitur ini tidak terlalu berbeda.

Tabel 3. Data uji dengan ekstraksi tekstur LBP dan nilai fitur Kontras, Korelasi, Energi

No.	Data Uji	Kontras	Korelasi	Energi
1	apel_01	6,1448	0,5543	0,0836

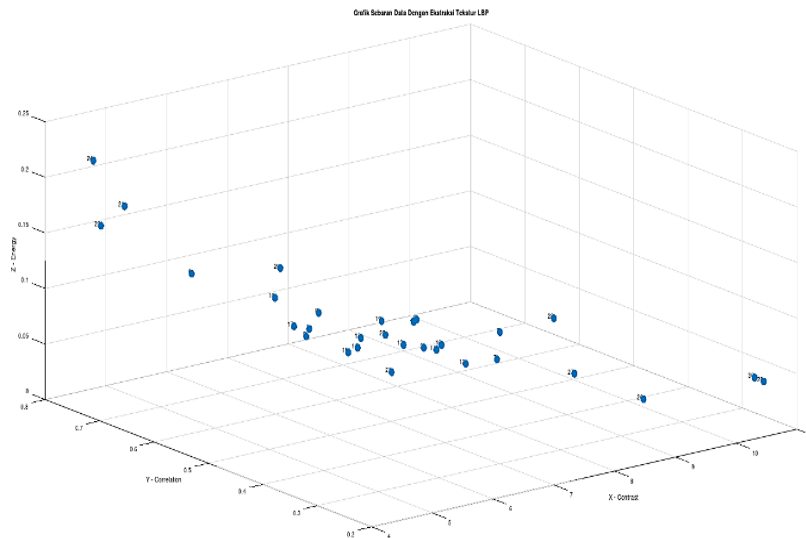
No.	Data Uji	Kontras	Korelasi	Energi
2	apel_02	7,5843	0,5045	0,058
3	apel_03	8,5818	0,476	0,065
4	apel_04	7,6915	0,5351	0,0742
5	apel_05	6,1493	0,5604	0,0757
6	apel_x01	5,2996	0,676	0,1206
7	apel_x02	8,2902	0,4488	0,0492
8	apel_x03	6,7103	0,6001	0,0821
9	apel_x04	7,7356	0,5347	0,0757
10	apel_x05	6,3125	0,636	0,0939
11	jeruk_01	7,7207	0,4965	0,056
12	jeruk_02	7,8988	0,4625	0,0477
13	jeruk_03	7,3909	0,5201	0,06
14	jeruk_04	6,7907	0,5374	0,0617
15	jeruk_05	6,5724	0,5301	0,0616
16	jeruk_x01	7,7034	0,4852	0,0628
17	jeruk_x02	6,3512	0,6054	0,0735
18	jeruk_x03	6,939	0,5481	0,0665
19	jeruk_x04	7,3001	0,5503	0,0769
20	jeruk_x05	6,3586	0,6313	0,1209
21	pisang_01	4,8165	0,7453	0,1741
22	pisang_02	4,5561	0,7597	0,1572
23	pisang_03	6,8646	0,4834	0,0491
24	pisang_04	4,5357	0,7714	0,2137
25	pisang_05	7,1181	0,5229	0,0718
26	pisang_x01	9,3447	0,2973	0,0292
27	pisang_x02	8,932	0,3782	0,0418
28	pisang_x03	9,372	0,4651	0,0696
29	pisang_x04	10,955	0,2562	0,0328
30	pisang_x05	10,934	0,2705	0,0338

Grafik sebaran 30 data uji berdasarkan nilai fitur dapat dilihat pada Gambar 7. Fitur kontras (sumbu x) sebanyak 22 data (73,33%) bernilai lebih kecil dari 0,4. Fitur korelasi (sumbu y) sebanyak 27 data (90%) bernilai lebih besar dari 0,85. Fitur energi (sumbu z), sebaran data relatif merata dari 0,06 sampai dengan 0,29.



Gambar 7. Grafik sebaran data uji berdasarkan nilai fitur

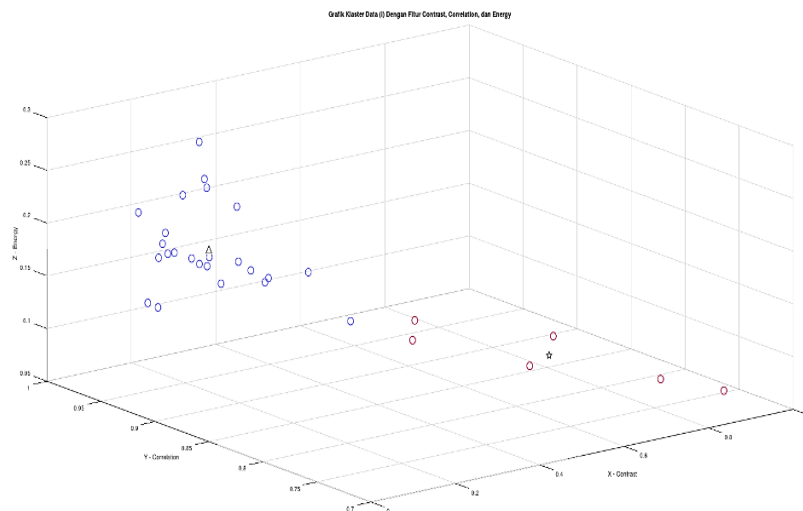
Grafik sebaran 30 data uji dengan ekstraksi tekstur LBP berdasarkan nilai fitur dapat dilihat pada Gambar 8. Fitur kontras (sumbu x) sebanyak 26 data (86,66%) bernilai lebih besar dari 6,0. Fitur korelasi (sumbu y) sebanyak 27 data (90%) bernilai lebih besar dari 0,3. Fitur energi (sumbu z), sebanyak 27 data (90%) bernilai lebih lebih kecil dari 0,15.



Gambar 8. Grafik sebaran data uji dengan ekstraksi tekstur LBP berdasarkan nilai fitur

3.2 Hasil Kluster K-Means

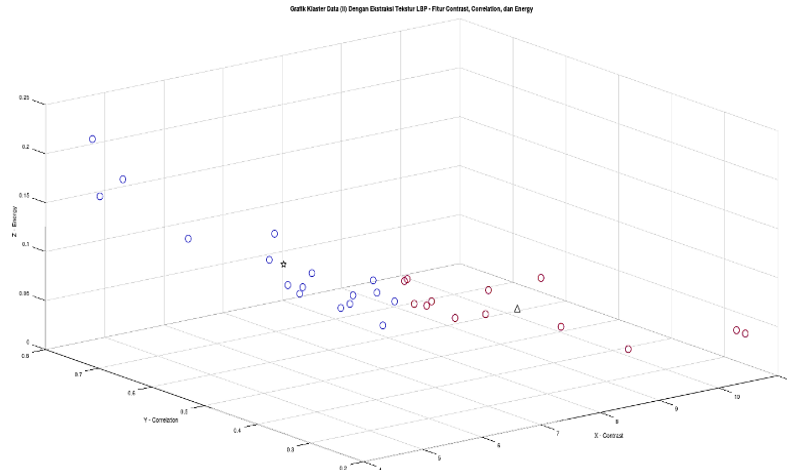
Hasil kluster K-Means untuk mengelompokkan data uji menjadi dua kluster dapat dilihat pada Gambar 9, dan pada Gambar 10 adalah untuk data uji dengan ekstraksi tekstur LBP. Proses pembentukan kluster data dilakukan masing-masing sebanyak sepuluh kali percobaan. Data anggota kluster 1 disimbolkan dengan titik berwarna biru dan data anggota kluster 2 disimbolkan dengan titik berwarna merah. Titik pusat (*centroid*) masing-masing kluster disimbolkan dengan bintang dan segitiga.



Gambar 9. Hasil kluster K-Means untuk data uji

Pada hasil kluster data uji tanpa ekstraksi tekstur LBP diperoleh anggota kluster 1 yaitu 24 data dan kluster 2 yaitu 6 data, seperti dapat dilihat pada Gambar 9. Enam anggota kluster 2 yaitu data citra nomor 25, 26, 27, 28, 29, dan 30, yang secara visual adalah 1 citra buah matang dan 5 citra buah busuk. Ini adalah alternatif hasil yang pertama. Dari sepuluh kali percobaan proses pembentukan kluster, diperoleh alternatif yang kedua yaitu anggota kluster 1 sebanyak 22 data dan kluster 2 sebanyak 8 data. Delapan anggota kluster 2 yaitu data citra nomor 14, 23, 25, 26, 27, 28, 29, dan 30, yang secara visual adalah 3 citra buah matang dan 5 citra buah busuk.

Pada data uji dengan ekstraksi tekstur LBP, melalui sepuluh kali percobaan pembentukan kluster diperoleh tiga alternatif hasil. Alternatif pertama, anggota kluster 1 yaitu 23 data dan kluster 2 yaitu 7 data. Tujuh anggota kluster 2 yaitu data citra nomor 3, 7, 26, 27, 28, 29, dan 30, yang secara visual adalah 1 citra buah matang dan 6 citra buah busuk. Alternatif kedua, anggota kluster 1 yaitu 17 data dan anggota kluster 2 yaitu 13 data, seperti dapat dilihat pada Gambar 10. Tiga belas anggota kluster 2 yaitu data citra nomor 2, 3, 4, 7, 9, 11, 12, 16, 26, 27, 28, 29, dan 30, yang secara visual adalah 5 citra buah matang dan 8 citra buah busuk. Alternatif ketiga, anggota kluster 1 yaitu 15 data dan anggota kluster 2 yaitu 15 data. Lima belas anggota kluster 2 yaitu data citra nomor 2, 3, 4, 7, 9, 11, 12, 13, 16, 19, 26, 27, 28, 29, dan 30, yang secara visual adalah 6 citra buah matang dan 9 citra buah busuk.



Gambar 10. Hasil kluster K-Means untuk data uji dengan ekstraksi tekstur LBP

4. KESIMPULAN

Hasil pengujian 30 data citra buah menggunakan ekstraksi fitur metode GLCM dan LBP, maka metode ekstraksi fitur LBP dapat menaikkan nilai fitur kontras dan menurunkan nilai fitur korelasi. Pada fitur energi, dengan atau tanpa LBP maka perbedaan nilai fitur ini tidak terlalu jauh. Pada data uji tanpa ekstraksi tekstur LBP, diperoleh dua alternatif hasil. Alternatif pertama, anggota kluster 1 yaitu 24 data dan kluster 2 yaitu 6 data. Alternatif kedua, anggota kluster 1 yaitu 22 data dan kluster 2 yaitu 8 data. Pada data uji dengan ekstraksi tekstur LBP, diperoleh tiga alternatif hasil. Alternatif pertama, anggota kluster 1 yaitu 23 data dan kluster 2 yaitu 7 data. Alternatif kedua, anggota kluster 1 yaitu 17 data dan kluster 2 yaitu 13 data. Alternatif ketiga, anggota kluster 1 dan kluster 2 masing-masing 15 data. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ekstraksi fitur metode GLCM dan LBP berpengaruh pada hasil klastering data citra menggunakan metode k-means clustering.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Direktorat Penelitian Pengabdian Masyarakat dan Publikasi (DPPMP) Unisbank Semarang.

REFERENCES

- [1] M. S. Nixon and A. S. Aguado, "Feature Extraction and Image Processing for Computer Vision, Fourth Edition," Academic Press, Elsevier, 2020.
- [2] V. Meshram, K. Thanomliang, S. Ruangnan, P. Chumchu, and K. Patil, "FruitsGB: Top Indian Fruits with quality," IEEE Dataport, July 8, 2020, doi: <https://dx.doi.org/10.21227/gzkn-f379>.
- [3] J. Han, J. Pei, and H. Tong, "Data Mining Concepts and Techniques, Fourth Edition," Morgan Kaufmann, Elsevier, 2023.
- [4] B. Hartono, S. Eniyati, and K. Hadiono, "Perbandingan Metode Perhitungan Jarak pada Nilai Centroid dan Pengelompokan Data Menggunakan K-Means Clustering," Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON), Volume 4, Nomor 3, 2023, Hal: 503–509, DOI 10.30865/json.v4i3.6021.
- [5] I. Verawati and R. A. A. Anurrohm, "Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan KNN dengan GLCM dan Canny Edge Detection," Jurnal Media Informatika Budidarma (MIB), Vol. 8, No. 1, Hal. 517-527, Januari 2024, <https://doi.org/10.30865/mib.v8i1.6906>.
- [6] E. D. Hartono and B. Hardiansyah, "Analisis Intensitas Cahaya Lampu Pijar dengan Menerapkan Metode Gray Level Co-occurrence Matrik" Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON), Vol. 4, No. 2, Hal. 407–412, Desember 2022, <https://doi.org/10.30865/json.v4i2.5366>.
- [7] P. N. Andono and E. H. Rachmawanto, "Evaluasi Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP Menggunakan Multikernel SVM untuk Klasifikasi Batik," JURNAL RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi) Vol.5, No.1, Hal. 1-9, 2020, DOI: <https://doi.org/10.29207/resti.v5i1.2615>.
- [8] H. Gustiawidi, B. Hidayat, and S. Darana, "Identifikasi Kualitas Kesegaran Susu Sapi Melalui Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Local Binary Pattern dengan Klasifikasi K-Nearest Neighbor," e-Proceeding of Engineering, Vol.5, No.3, Hal. 4843 - 4850, Desember 2018, <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/7834>.
- [9] Azwar, "Integrasi Ekstraksi Fitur Local Binary Pattern dan Gray-Level Cooccurrence Metrix untuk Pengenalan Ekspresi Mulut Pembelajaran," Jurnal ILKOM, Vol. 9, No. 1, Hal. 17-24, 2017, <https://doi.org/10.33096/ilkom.v9i1.105.17-24>.
- [10] S. H. Khaleefah, S. A. Mostafa, A. Mustapha, and M. F. Nasrudin, "Review of Local Binary Pattern Operators in Image Feature Extraction," Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, Vol. 19, No. 1, Hal. 23-31, July 2020, <http://doi.org/10.11591/ijeecs.v19.i1.pp23-31>.

- [11] S. Parveen, N. Naeem, and J. Devi, 2017, Review on Local Binary Pattern (LBP) Texture Descriptor and Its Variants, *International Journal of Advanced Research (IJAR)*, Vol. 5, Issue 5, Hal. 708-717, May 2017. <http://dx.doi.org/10.21474/IJAR01/4169>.
- [12] M. F. Abdi, Kusriani, and M. P. Kurniawan, "Local Binary Pattern untuk Ekstraksi Tekstur Gambar Wajah Menggunakan Masker dan Tanpa Masker," *Jurnal Technologia*, Vol. 13, No. 2, Hal. 108-114, April 2022. <https://ojs.uniska-bjm.ac.id/index.php/JIT/article/view/6275>.
- [13] N. M. Y. D. Rahayu, M. W. A. Kesiman, and I. G. A. Gunadi, "Identifikasi Jenis Kayu Berdasarkan Fitur Tekstur Menggunakan Local Binary Pattern (LBP) Dengan Metode Learning Vector Quantization (LVQ)," *Jurnal Janapati*, Volume 10, Nomor 3, Hal. 157-166, Desember 2021. <https://doi.org/10.23887/janapati.v10i3.40804>.
- [14] F. Y. R. Dunggio, Y. A. Mustofa, and A. Bode, "Penerapan Metode Local Binary Pattern untuk Pengenalan Jenis Daun Tanaman Obat Tradisional Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *Jurnal cosPhi*, Vol. 3 No. 1, Hal. 26-30, 2019. <https://www.cosphijournal.unisan.ac.id/index.php/cosphihome/article/view/85>.
- [15] S. R. Hidiya and M. E. Lasulika, "Fitur Ekstraksi LBP Untuk Mengidentifikasi Kematangan Tomat Sayur Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *Jurnal cosPhi*, Vol. 3, No. 1, Hal. 37-41, 2019. <https://cosphijournal.unisan.ac.id/index.php/cosphihome/article/view/86>.
- [16] A. H. Lutfiannisa, Maimunah, and P. Sukmasetya, "Clustering Data Pasien Berdasarkan Usia di Puskesmas Menerapkan Metode K-Means," *Journal of Information System Research (JOSH)*, Vol. 5, No. 2, Hal. 639-647, Januari 2024, <https://doi.org/10.47065/josh.v5i2.4755>.
- [17] G. Sonia and R. A. Putri, "Penerapan Metode K-Means Clustering Untuk Mengelompokkan Data Kelayakan Penerima Bantuan Renovasi Rumah," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, Vol. 5, No. 2, Hal. 442-455, September 2023, <https://doi.org/10.47065/bits.v5i2.4298>.
- [18] A. Nursia, W. Ramdhan, and W. M. Kifti, "Analisis Kelayakan Penerima Bantuan Covid-19 Menggunakan Metode K-Means," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, Vol. 3, No. 4, Hal. 574-583, Maret 2022, <https://doi.org/10.47065/bits.v3i4.1399>.
- [19] Syaifuddin, Ramlah, I. Hakim, Y. Berliana, and Nurhayati, "Pemetaan Produksi Tanaman Tomat di Indonesia Berdasarkan Provinsi Menggunakan Algoritma K-Means Clustering," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, Vol. 3, No. 4, Hal. 222-228, August 2022, <https://doi.org/10.47065/josyc.v3i4.2206>.
- [20] A. Maulana, A. Nazir, R. M. Candra, S. Sanjaya, and F. Syafria, "Clustering Vaksinasi Penyakit Mulut dan Kuku Menggunakan Algoritma K-Means," *Journal of Information System Research (JOSH)*, Vol 4, No. 3, Hal. 894-902, April 2023, DOI 10.47065/josh.v4i3.3363.
- [21] F. Rahmadayanti, I. Anggraini, and T. Susanti, "Pengklasterisasian Data Penyakit Hipertensi dengan Menggunakan Metode K-Means," *Journal of Information System Research (JOSH)*, Vol. 4, No. 2, Hal. 737-741, Januari 2023, <https://doi.org/10.47065/josh.v4i2.2905>.
- [22] A. F. Khairani, A. Nazir, T. Darmizal, Y. Vitriani, and Yusra, "Klasterisasi Peserta BPJS Berdasarkan Rekam Medis Menggunakan Algoritma K-Means," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, Vol. 4, No. 3, Hal. 625-631, Mei 2023, <https://doi.org/10.47065/josyc.v4i3.3442>.
- [23] Mayadi, S. Setiawati, and W. Priatna, "Pengelompokan Hasil Survei MBKM Menggunakan K-Mean dan K-Medoids Clustering," *Jurnal Media Informatika Budidarma (MIB)*, Vol. 7, No. 1, Hal.426-435, Januari 2023, <https://doi.org/10.30865/mib.v7i1.5003>.
- [24] A. Rahmadhani, "Pendekatan Clustering untuk Menganalisis Efisiensi dan Kinerja Mahasiswa Berdasarkan Data Menerapkan Metode K-Means," *Jurnal Media Informatika Budidarma (MIB)*, Vol. 6, No. 4, Hal. 2461-2468, Oktober 2022, <https://doi.org/10.30865/mib.v6i4.4922>.
- [25] I. D. Setiawan and A. Triayudi, "Penerapan Algoritma Clustering K-Means Data Mining dalam Pengelompokan Mahasiswa Penerima Beasiswa," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, Vol. 5, No. 2, Hal. 430-441, February 2024, <https://doi.org/10.47065/josyc.v5i2.4971>.
- [26] H. Nopriandi and F. Haswan, "Analisis Klasterisasi Mahasiswa Baru dalam Memilih Program Studi dengan Menggunakan Algoritma K-Means," *Journal of Information System Research (JOSH)*, Vol. 3, No. 4, Hal. 666-671, Juli 2022, <https://doi.org/10.47065/josh.v3i4.1986>.
- [27] D. Huang, C. Shan, M. Ardabilian, Y. Wang, and L. Chen, "Local Binary Patterns and Its Application to Facial Image Analysis: A Survey," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part C: Applications And Reviews*, Vol. 41, No. 6, Hal 765-781, November 2011, <https://doi.org/10.1109/TSMCC.2011.2118750>.
- [28] J. Lizé, V. Débordès, H. Lu, K. Kpalma, and J. Ronsin, "Local binary pattern and its variants: application to face analysis," In: A. El Moussati, K. Kpalma, M. G. Belkasmi, M. Saber, and S. Guégan (eds), *Advances in Smart Technologies Applications and Case Studies, SmartICT 2019, Lecture Notes in Electrical Engineering*, vol 684, Springer, 2020, http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-53187-4_11.
- [29] J. Chaki and N. Dey, "Texture Feature Extraction Techniques for Image Recognition," Springer, 2020.