

SISTEM KLASIFIKASI KUALITAS BIJI JAGUNG BERDASARKAN TEKSTUR DENGAN METODE DISCRET WAVELET TRANSFORM DAN KLASIFIKASI SUPPORT VECTOR MACHINE BERBASIS PENGOLAHAN CITRA DIGITAL

CLASSIFICATION SYSTEM OF CORN KERNEL QUALITY BASED ON TEXTURE USING DISCRETE WAVELET TRANSFORM METHODE AND SUPPORT VECTOR MACHINE CLASSIFICATION ON DIGITAL IMAGE PROCESSING

Jihad Ardiansyah¹, Rita Purnamasari², Bambang Hidayat³

Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom
e-mail: ¹jihadardiansyah@gmail.com ²ritapurnamasari@telkomuniversity.ac.id
³bhidayat@telkomuniversity.ac.id

Abstract: *Quality of corn to be one of the main requirements for the feed industry. In general, the process of determining the quality of seed corn seed that is done manually by visual observation. The process produces judgments based on the viewpoint of each observer who tends to be subjective. This subjective assessment requires a long time and measurement conditions must be just right, so that the observations will vary depending on eyesight and visual perception, as well as observers background and other factors. In this final task, designed a system that can classify corn seeds based on the texture based on digital image processing, so that obtained objective and precise results. The image data required is a sample of dried corn seeds using the Discrete Wavelet Transform method, and for the classification of the Corn Seeds using the Support Vector Machine. Based on the research that has been done, obtained accuracy of 93.33% with computing time of 0,6384s on the extraction parameters of the order DWT feature is Mean, Variance, Skewness, Kurtosis, and Entropy with the subband LL, Level 2 decomposition of wavelet, Linear kernel type and OAO multiclass on SVM. This system, it can be used as a standard for precise accuracy in the quality measurement of corn seeds.*

Keywords: Corn Kernel Texture, Feature Extraction, DWT, SVM

Abstrak: Mutu jagung menjadi salah satu persyaratan utama bagi industri pakan. Pada umumnya, proses penentuan kualitas benih yaitu biji jagung dilakukan secara manual dengan pengamatan visual. Proses tersebut menghasilkan penilaian berdasarkan sudut pandang masing-masing pengamat yang cenderung subjektif. Penilaian subjektif ini membutuhkan waktu yang lama dan kondisi pengukuran harus tepat, sehingga hasil pengamatan akan berbeda-beda tergantung pada penglihatan mata maupun persepsi visualnya, serta latar belakang pengamat dan faktor lainnya. Untuk mengatasi hal tersebut, dalam penelitian, dirancang sebuah sistem yang dapat mengklasifikasikan biji jagung berdasarkan tekstur berbasis pengolahan citra digital, sehingga didapatkan hasil yang objektif dan tepat. Data citra yang diperlukan adalah sampel biji jagung kering dengan menggunakan metode Discrete Wavelet Transform, dan untuk klasifikasi citra biji jagung menggunakan Support Vector Machine. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, didapatkan akurasi sebesar 93,33% dengan waktu komputasi 0,6384s pada parameter ekstraksi ciri DWT orde satu yaitu Mean, Variance, Skewness, Kurtosis, dan Entropy dengan subband LL, level 2 dekomposisi wavelet, jenis kernel Linear dan multiclass OAO pada SVM. Dengan adanya sistem ini, dapat dijadikan standar akurasi yang tepat dalam pengukuran kualitas biji jagung.

Kata kunci: Tekstur Biji Jagung, Ekstrasi Ciri, DWT, SVM

1. PENDAHULUAN

Jagung merupakan komoditas pertanian yang mudah dalam pengelolaan budidayanya. Tanaman palawija ini pada dasarnya tidak membutuhkan perawatan intensif dan resiko kegagalan bertanamnya pun umumnya kecil dibandingkan dengan tanaman palawija lainnya. Biji jagung sebagai hasil utama dari jagung ini digunakan sebagai bahan pangan serta bahan baku penunjang industri lainnya (Paeru and Dewi 2017).

Kualitas biji jagung diperlukan agar komoditas jagung memiliki keunggulan yang kompetitif. Selama ini evaluasi kualitas biji jagung dalam proses pengklasifikasian kualitas masih dilakukan secara manual melalui pengamatan visual. Tetapi kenyataannya evaluasi

kualitas dengan cara ini, masih memiliki beberapa kelemahan. Sebagai contoh diantaranya ketidakkonsistenan karena keterbatasan visual manusia dan adanya perbedaan sudut pandang tentang kualitas oleh masing-masing pengamat (Bustomi and Dzulfikar 2014). Pengolahan citra digital merupakan alternatif untuk mengatasi masalah tersebut. Cara ini mampu memproses penampilan suatu bahan berdasarkan ukuran, bentuk dan warna yang bisa dipastikan akan lebih tepat dan objektif dibandingkan dengan cara visual yang bersifat subjektif (Effendi, Jannah, and Effendi 2019). Oleh karena itu, pengolahan citra ini dapat dijadikan salah satu pilihan dalam pengujian kualitas tekstur biji jagung tanpa merusak objek.

Pada penelitian ini dapat menghasilkan sebuah aplikasi yang mampu mengetahui kualitas biji jagung berdasarkan tekstur. Citra dari setiap biji jagung akan diambil menggunakan kamera. Untuk tahap selanjutnya yang dilakukan pada penelitian ini adalah preprocessing, lalu akan dilakukan ekstraksi ciri dengan Discrete Wavelet Transform. Metode ini akan melewati sinyal yang akan dianalisis pada filter dengan frekuensi dan skala yang berbeda. Setelah didapatkan hasil ekstraksi ciri, klasifikasi dilakukan dengan Support Vector Machine yang merupakan sebuah fungsi atau hyperplane untuk memisahkan dua buah kelas atau lebih pola yang dipisahkan dengan maksimal. Dengan dilakukannya penelitian ini dapat menciptakan program atau sistem yang dapat mengidentifikasi dan mengklasifikasi biji jagung yang akurat dan efisien.

2. KAJIAN TEORI

2.1 Jagung

Jagung merupakan komoditas palawija yang berperan sebagai sumber karbohidrat kedua setelah beras. Jagung-bahan baku pakan adalah jagung pipilan hasil tanaman jagung (*Zea mays L*) berupa biji kering yang telah dilepaskan dan dibersihkan dari tongkolnya. Berdasarkan warna biji jagung terdiri dari jagung putih dan jagung kuning (Indonesia 1998). Umumnya produk hasil pertanian ditinjau dari kualitas mutu biji jagung. Kualitas jagung dapat ditentukan dengan mengamati hasil fisik biji jagung. Kerusakan hasil pertanian dapat disebabkan oleh dua faktor yaitu faktor dalam (*internal*) dan faktor luar (*eksternal*). Kerusakan tersebut mengakibatkan penurunan mutu jagung tersebut. Persyaratan mutu jagung untuk perdagangan menurut Standar Nasional Indonesia (SNI) dikelompokkan menjadi dua bagian yaitu persyaratan kualitatif dan persyaratan kuantitatif (Muhadjir 2009).

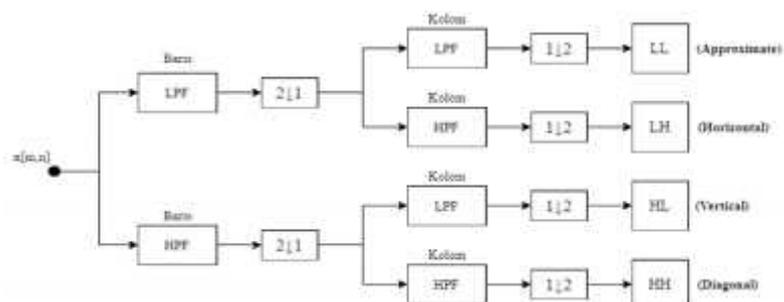
2.2 Pengolahan Citra Digital

Citra dapat diolah oleh komputer digital, merupakan citra yang harus direprentasikan secara numerik dengan nilai-nilai diskrit yang disebut dengan digitalisasi. Citra yang dihasilkan inilah yang disebut citra digital (*digital image*). Tiap elemen citra digital atau elemen matriks disebut dengan *image element*, *picture element*, atau *pixel* (Munir 2004). Sebuah citra digital diwakili oleh matriks, dimana pepotongan antara baris dan kolom disebut piksel. Piksel mempunyai dua parameter, yaitu koordinat dan intensitas atau warna. Nilai yang terdapat pada koordinat (x,y) adalah $f(x,y)$, yaitu besar intensitas atau warna dari piksel di titik tertentu (Nurtantio Andono, Sutojo, and Muljono 2017). Artinya, sebuah citra digital dapat ditulis dalam bentuk matriks berikut:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & \dots & \dots & f(1,M-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

2.3 Discrete Wavelet Transform

DWT (*Discrete Wavelet Transform*) merupakan metode untuk dekomposisi sinyal berdasarkan *sub-band* yang efisien dan fleksibel, di karenakan DWT menyediakan informasi tentang frekuensi maupun waktu (lokasi) dari sinyal yang bekerja secara *multiresolusi* (Gupta and Choubey 2015).



Gambar 1. Transformasi Wavelet 2D 1 level

Sebuah sinyal harus dilewatkan dalam dua filterisasi DWT yaitu *High Pass Filter* dan *Low Pass Filter* agar frekuensi dari sinyal tersebut dapat dianalisis. Analisis terhadap frekuensi dilakukan dengan cara menggunakan resolusi yang dihasilkan setelah sinyal melewati filterisasi. Resolusi dari sinyal, yang merupakan rata-rata dari jumlah detail informasi dalam sinyal, ditentukan melalui filterisasi ini dan skalanya didapatkan dengan *upsampling* dan *downsampling* (subsampling). Analisis frekuensi yang berbeda dengan menggunakan resolusi yang berbeda inilah yang disebut dengan *multi-resolution analysis* (Gupta and Choubey 2015).

2.4 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri adalah proses pengambilan ciri objek yang dapat digunakan sebagai pembeda dari objek-objek lainnya. Beberapa parameter ciri statistik orde pertama, antara lain (Nurtantio Andono, Sutojo, and Muljono 2017):

1) Mean (μ)

Rata-rata atau nilai tengah dari suatu sebaran nilai intensitas citra abu-abu menunjukkan ukuran dispersi suatu citra dapat dicari dengan persamaan sebagai berikut:

$$\mu = \sum f(x,y) \cdot p(f(x,y)) \quad (2)$$

dimana $f(x,y)$ merupakan nilai intensitas citra pada titik (x,y) dan $p(f(x,y))$ adalah nilai histogramnya (probabilitas kemunculan intensitas tersebut pada citra).

2) Variance (σ^2)

Variance merupakan kuadrat dari standar deviasi. Variance digunakan untuk menunjukkan tingkat perbedaan dari histogram suatu citra. Variance dapat dicari dengan persamaan sebagai berikut:

$$\sigma^2 = \sum (f(x,y) - \mu)^2 \cdot p(f(x,y)) \quad (3)$$

3) Skewness (α^3)

Skewness menunjukkan tingkat kemencengan relatif kurva histogram dari suatu citra yang dapat dicari dengan persamaan sebagai berikut:

$$\alpha^3 = \frac{1}{\sigma^3} \sum (f(x,y) - \mu)^3 \cdot p(f(x,y)) \quad (4)$$

4) Kurtosis (α^4)

Kurtosis menunjukkan tingkat keruncingan relatif kurva histogram dari suatu citra yang dapat dicari dengan persamaan sebagai berikut:

$$\alpha^4 = \frac{1}{\sigma^4} \sum (f(x,y) - \mu)^4 \cdot p(f(x,y)) - 3 \quad (5)$$

5) Entropy (H)

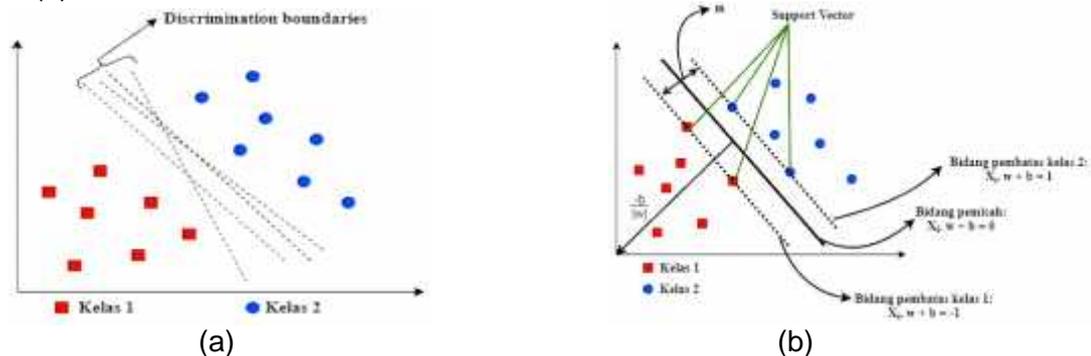
Entropy digunakan untuk menunjukkan ukuran ketidakaturan bentuk dari suatu citra.

$$H = \sum p(f(x,y)) \cdot \log_2 p(p(x,y)) \quad (6)$$

2.5 Support Vector Machine

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas pada *input space*. Gambar 2(a) memperlihatkan beberapa pola yang merupakan anggota dari dua buah kelas yaitu kelas 1 dan kelas 2. Pola yang tergabung pada kelas 1 disimbolkan dengan warna merah (kotak), sedangkan pola pada kelas 2, disimbolkan dengan warna biru (lingkaran). Masalah dari klasifikasi dapat diterjemahkan dengan usaha menemukan garis (*hyperplane*) yang

memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Berbagai alternatif garis pemisah (*discrimination boundaries*) (Nugroho, Handoko, and Witarto 2005). ditunjukkan pada gambar 2(a).



Gambar 2. (a) Alternatif bidang pemisah (b) Bidang pemisah terbaik dengan margin (m) terbesar

Margin merupakan jarak antara *hyperplane* tersebut dengan data terdekat dari masing-masing kelas. Subset data *training set* yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector*. *Hyperplane terbaik* adalah *hyperplane* yang terletak di tengah-tengah antara dua set obyek dari dua kelas. Mencari *hyperplane* terbaik ekuivalen dengan memaksimalkan margin atau jarak antara dua set obyek dari kelas yang berbeda[10]. Adapun data (pola) yang berada pada bidang pembatas ini disebut *support vector*. Pada gambar 2(b) terdapat dua kelas yang dapat dipisahkan oleh sepasang bidang pembatas yang sejajar. Bidang pembatas pertama membatasi kelas pertama sedangkan bidang pembatas kedua membatasi kelas kedua, sehingga diperoleh (Sembiring 2007):

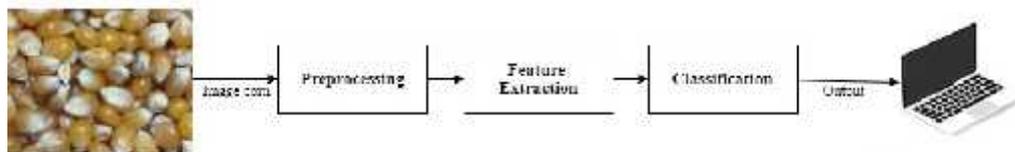
$$\begin{aligned} x_i \cdot w + b &\geq +1 \text{ for } y_i = +1 \\ x_i \cdot w + b &\leq -1 \text{ for } y_i = -1 \end{aligned} \quad (7)$$

dimana parameter x merupakan *vector input*, variabel w adalah parameter bobot (*weight vector*), dan b adalah posisi bidang relatif terhadap pusat koordinat

3. METODE

3.1 Perancangan Sistem

Secara keseluruhan sistem yang akan dibuat pada penelitian ini dapat dilihat gambar 3.

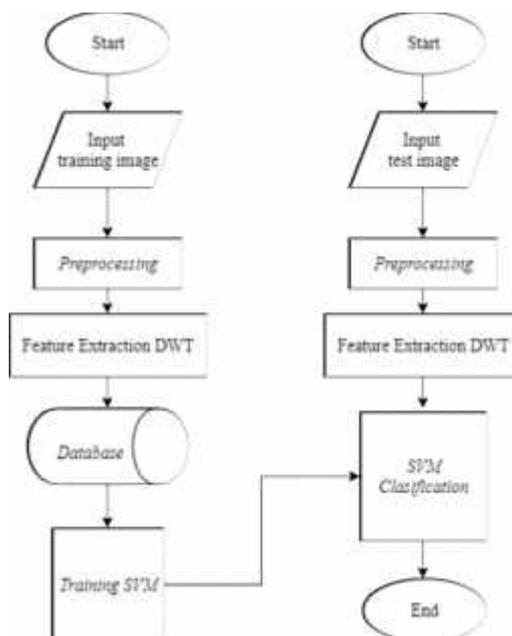


Gambar 3. Perancangan Sistem

Pada penelitian ini terdapat tahapan yang dilakukan sebagai berikut yaitu *input* citra digital, kemudian tahap *preprocessing* untuk mempermudah proses komputasi citra pada proses selanjutnya, dilanjutkan dengan tahap ekstraksi ciri menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) untuk mendapatkan ciri citra untuk proses klasifikasi. Tahap klasifikasi ini menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) untuk menentukan kualitas tekstur biji dari citra yang dimasukkan ke perangkat lunak.

3.2 Perancangan Perangkat Lunak

Model perancangan perangkat lunak yang dibuat oleh penulis disajikan dalam bentuk diagram alir sistem, yang dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Diagram alir sistem proses latih dan uji

Tahap latih adalah proses pembentukan *database* berdasarkan fakta yang sudah terjadi sebagai referensi bagi citra ujinya nanti. Sedangkan tahap uji adalah proses untuk menguji data yang sudah ditentukan untuk menghitung akurasi model klasifikasi yang dibentuk oleh perangkat lunak.

3.3 Akuisisi Citra

Pengambilan sampel citra biji jagung dilakukan dengan meng-*capture* citra biji jagung menggunakan kamera *handphone*, dimana citra ini digunakan sebagai data latih dan data uji. Untuk menunjukkan pembagian jumlah data citra latih dan uji pada pengujian ini dapat dilihat pada tabel 1. Pada tahap pengambilan, pembagian citra menjadi 75% latih dan 25% uji yang menggunakan 120 citra. Komposisi data latih yang disimpan dalam *database* terdapat 90 citra untuk 3 kelas yang terbagi menjadi 30 citra dengan ukuran 2448x2448. Sedangkan data uji terdapat 30 citra dalam 3 kelas yang terbagi menjadi 10 citra.

Tabel 1. Citra Data Latih dan Uji Menggunakan Kamera Handphone

Ukuran Citra	Citra Biji Jagung			Data Latih	Data Uji
	Kualitas 1	Kualitas 2	Kualitas 3		
2448x2448 (Kamera <i>handphone</i>)				30 citra	10 citra

3.4 Preprocessing

Preprocessing adalah proses awal yang dilakukan setelah mendapat akuisisi citra sebagai citra masukan. Pada tahap *preprocessing* ini ada beberapa proses yang akan dilakukan, yaitu:

1. Cropping

Pada tahap ini bertujuan memberikan batasan yang lebih jelas dan terarah untuk mendapatkan citra dengan ukuran yang seragam. Citra awal yang masuk ke dalam sistem merupakan citra berukuran 2448x2448 dengan format JPG. Proses cropping dilakukan untuk mendapatkan citra dengan ukuran seragam yaitu 2000x2000. Citra hasil ini berikutnya akan diubah ke citra grayscale.

2. Pengubahan Mode Warna ke Citra Grayscale

Hasil dari citra cropping, pada preprocessing dilakukan pemrosesan terhadap data citra awal, dimana terdapat proses pengubahan citra RGB menjadi citra grayscale, proses ini berfungsi untuk mereduksi citra tiga dimensi menjadi satu dimensi saja dengan nilai intensitas yang sama, sehingga dalam proses komputasinya tidak memerlukan waktu yang lama. Namun, apabila citra sudah dalam citra grayscale maka tidak perlu dilakukan konversi lagi. Konversi dari citra RGB ke citra grayscale dapat dilihat pada gambar 5 sebagai berikut



Gambar 5. Citra Grayscale

4. HASIL

4.1 Pengujian Menggunakan Parameter Ekstrasi Ciri Pada DWT

Pengujian dilakukan dengan menggunakan 30 data citra latih dan 10 data citra uji dari masing-masing kelas kualitas, untuk mengetahui tingkat akurasi dan waktu komputasi terhadap pengaruh parameter ekstrasi ciri DWT. Untuk pengujian parameter Ekstrasi Ciri DWT menggunakan 2 skenario. Adapun skenario yang dilakukan adalah sebagai berikut ini:

1. Pengujian Ekstrasi Ciri DWT dengan parameter level 1 dekomposisi, subband LL (Low Low), jenis kernel Linear dan multiclass OAA (One Against All)

Tabel 2 Hasil pengujian Ekstrasi Ciri DWT skenario 1

Kombinasi	Parameter	Akurasi	Waktu Komputasi
1 Ciri	Mean	56.67%	0.6414s
	Variance	50.00%	0.6546s
	Skewness	56.67%	0.6329s
	Kurtosis	50.00%	0.6532s
	Entropy	33.33%	0.9691s
2 Ciri	Mean, Variance	73.33%	0.6546s
	Mean, Skewness	76.67%	0.6412s
	Mean, Kurtosis	66.67%	0.9795s
	Mean, Entropy	56.67%	0.9877s
	Varian Skewness	36.67%	0.9846s
	Varian, Kurtosis	46.67%	0.9953s
	Variance, entropy	50.00%	0.9565s
	Skewness, Kurtosis	70.00%	0.9961s
	Skewness, Entropy	56.67%	0.9734s
	Kurtosis, Entropy	46.67%	0.9641s
3 Ciri	Mean, Variance, Skewness	83.33%	0.9992s
	Mean, Variance, Kurtosis	83.33%	0.9970s
	Mean, Variance, Entropy	73.33%	0.9934s
	Mean, Skewness, Kurtosis	76.67%	1.2056s
	Mean, Skewness, Entropy	76.67%	0.9739s
	Mean, Kurtosis, Entropy	66.67%	0.9621s
	Variance, Skewness, Kurtosis	66.67%	0.9827s
	Variance, Skewness, Entropy	83.33%	0.9521s
	Variance, Kurtosis, Entropy	46.67%	0.9841s
	Skewness, Kurtosis, Entropy	70.00%	0.9559s
4 Ciri	Mean, Variance, Skewness, Kurtosis	83.33%	1.0196s

	Mean, Variance, Skewness, Entropy	83.33%	1.0067s
	Mean, Variance, Kurtosis, Entropy	76.67%	0.9866s
	Mean, Skewness, Kurtosis, Entropy	66.67%	1.0271s
	Variance, Skewness, Kurtosis, Entropy	70.00%	0.9923s
5 Ciri	Mean, Variance, Skewness, Kurtosis, Entropy	70.00%	0.9559s

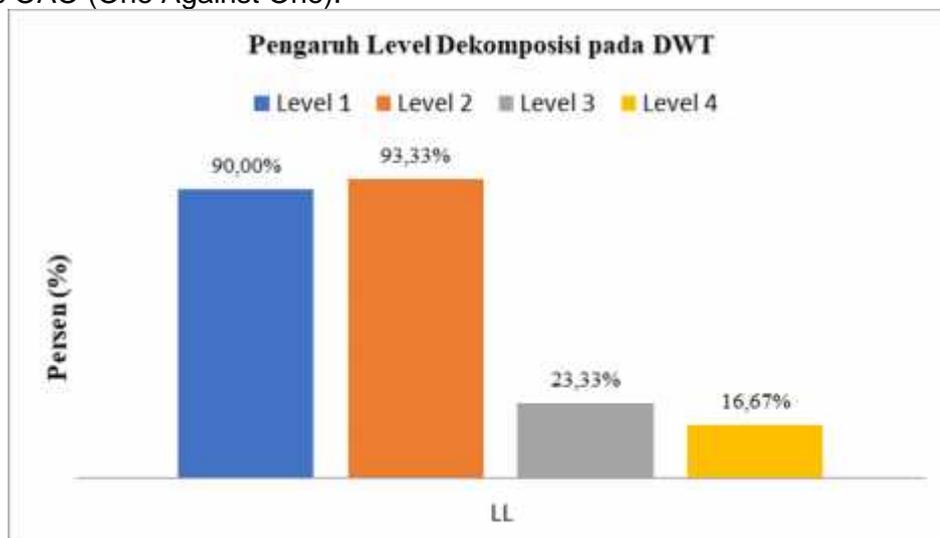
2. Pengujian Ekstraksi Ciri DWT dengan parameter level 1 dekomposisi, *subband LL (Low Low)*, jenis kernel *Linear* dan *multiclass OAO (One Against One)*

Tabel 3 Hasil pengujian Ekstraksi Ciri DWT skenario 2

Kombinasi	Parameter	Akurasi	Waktu Komputasi
1 Ciri	Mean	80.00%	0.6656s
	Variance	50.00%	0.6333s
	Skewness	66.67%	0.6404s
	Kurtosis	46.67%	0.6310s
	Entropy	33.33%	0.9838s
2 Ciri	Mean, Variance	90.00%	0.6522s
	Mean, Skewness	80.00%	1.1019s
	Mean, Kurtosis	80.00%	1.0625s
	Mean, Entropy	80.00%	0.9729s
	Variance, Skewness	66.67%	1.0183s
	Variance, Kurtosis	60.00%	0.9927s
	Variance, entropy	70.00%	0.9737s
	Skewness, Kurtosis	80.00%	0.9738s
	Skewness, Entropy	66.67%	0.9702s
	Kurtosis, Entropy	46.67%	0.9803s
3 Ciri	Mean, Variance, Skewness	90.00%	1.1813s
	Mean, Variance, Kurtosis	90.00%	1.0403s
	Mean, Variance, Entropy	90.00%	0.9837s
	Mean, Skewness, Kurtosis	80.00%	0.9658s
	Mean, Skewness, Entropy	80.00%	0.9619s
	Mean, Kurtosis, Entropy	66.67%	0.9765s
	Variance, Skewness, Kurtosis	73.33%	0.9689s
	Variance, Skewness, Entropy	70.00%	0.9703s
	Variance, Kurtosis, Entropy	60.00%	0.9738s
	Skewness, Kurtosis, Entropy	80.00%	1.0246s
4 Ciri	Mean, Variance, Skewness, Kurtosis	90.00%	0.9835s
	Mean, Variance, Skewness, Entropy	90.00%	0.9711s
	Mean, Variance, Kurtosis, Entropy	90.00%	0.9810s
	Mean, Skewness, Kurtosis, Entropy	80.00%	0.9977s
	Variance, Skewness, Kurtosis, Entropy	73.33%	0.9998s
5 Ciri	Mean, Variance, Skewness, Kurtosis, Entropy	90.00%	1.0028s

4.2 Pengujian Pengaruh Subband dan Level Dekomposisi pada DWT

Untuk mengetahui level dekomposisi yang paling tepat untuk digunakan pada proses ekstraksi ciri, dilakukan pengujian terhadap berbagai tingkatan level dekomposisi wavelet. Dimana level dekomposisi yang digunakan adalah level 1, level 2, level 3, dan level 4. Pada pengujian kedua ini, ciri yang digunakan 5 kombinasi ciri yaitu Mean, Variance, Skewness, Kurtosis dan Entropy. Sedangkan untuk parameter SVM adalah jenis kernel Linear, dengan multiclass OAO (One Against One).



Gambar 7. Hasil Pengujian Level Dekomposisi pada DWT

Berdasarkan gambar 7 ciri khusus dari Discrete Wavelet Transform terletak pada subband Low Low (LL) karena subband ini mengandung informasi tentang citra tersebut. Untuk level selanjutnya subband LL digunakan kembali untuk di transformasikan menjadi level yang baru. Sehingga transformasi ini disebut multiresolusi. Dengan akurasi terbesar didapatkan pada saat level dekomposisi wavelet yang digunakan pada level 2 dengan subband Low Low yaitu sebesar 93,33% dan akurasi terkecil pada saat level dekomposisi wavelet yang digunakan pada level 4 yaitu sebesar 16,67%.

4.3 Pengujian Pengaruh Jenis Kernel dan Multiclass pada SVM

Berikut ini merupakan pengujian untuk mengetahui hasil akurasi dari parameter SVM jenis kernel Linear, Polynomial dan Gaussian Radial Basis Function (RBF) dengan multiclass yaitu One Against One (OAO). Pada pengujian ini parameter ekstraksi ciri hasil dari pengujian pertama pada kombinasi 5 ciri digunakan kembali yaitu Mean, Variance, Skewness, Kurtosis, Entropy dengan level dekomposisi yang digunakan adalah level 2.

Tabel 4 Hasil Pengujian Parameter Kernel dan Multiclass SVM

No.	Jenis Kernel	Multiclass	Akurasi	Waktu Komputasi
1.	Linear	OAA	70.00%	0.6367s
		OAO	93.33%	0.6384s
2.	Polynomial	OAA	60.00%	0.6508s
		OAO	66.67%	0.6343s
3.	RBF	OAA	33.33%	0.6367s
		OAO	36.67%	0.6652s

5. PEMBAHASAN

Pada pengujian 4.1, berdasarkan tabel 2 akurasi terbesar didapatkan pada saat parameter ekstraksi ciri orde satu dengan kombinasi 3 ciri dan 4 ciri. Untuk kombinasi 3 ciri terdiri dari Mean, Variance, Skewness, dan Mean, Variance, Kurtosis, serta Variance, Skewness, Entropy. Untuk kombinasi 4 ciri yaitu Mean, Variance, Skewness, Entropy dan Mean, Variance, Kurtosis, Entropy dengan nilai sebesar 83,33%. Sedangkan akurasi terkecil

sebesar 33,33% dengan parameter orde satu yang digunakan adalah Entropy pada kombinasi 1 ciri. Selanjutnya untuk performansi sistem dengan waktu komputasi terbesar didapatkan saat 1.2056s dengan parameter orde satu yang digunakan adalah Mean, Skewness, Kurtosis. Sedangkan waktu komputasi terkecil diperoleh dengan waktu 0.6412s pada saat kombinasi 2 ciri yaitu Mean, Skewness. Sedangkan pada tabel 3 akurasi terbesar didapatkan dengan nilai sebesar 90% pada saat parameter ekstrasi ciri orde satu dengan kombinasi 2 ciri, 3 ciri, 4 ciri dan 5 ciri. Untuk kombinasi 2 ciri yaitu Mean, Variance, kombinasi 3 ciri yaitu Mean, Variance, Skewness, dan Mean, Variance, Kurtosis, serta Mean, Variance, Entropy. Pada 4 kombinasi ciri yaitu Mean, Variance, Skewness, Kurtosis dan Mean, Variance, Skewness, Entropy serta Mean, Variance, Kurtosis, Entropy dan kombinasi 5 ciri yaitu Mean, Variance, Skewness, Kurtosis, dan Entropy. Sedangkan akurasi terkecil sebesar 33,33% dengan parameter orde satu yang digunakan adalah Entropy pada kombinasi 1 ciri.

Pada pengujian 4.2, berdasarkan gambar 7 ciri khusus dari Discrete Wavelet Transform terletak pada subband Low Low (LL) karena subband ini mengandung informasi tentang citra tersebut. Untuk level selanjutnya subband LL digunakan kembali untuk di transformasikan menjadi level yang baru. Sehingga transformasi ini disebut multiresolusi. Dengan akurasi terbesar didapatkan pada saat level dekomposisi wavelet yang digunakan pada level 2 dengan subband Low Low yaitu sebesar 93,33% dan akurasi terkecil pada saat level dekomposisi wavelet yang digunakan pada level 4 yaitu sebesar 16,67%.

6. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari penelitian yang telah dilakukan, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem ini sudah mampu mengklasifikasikan jenis kualitas jagung menggunakan metode Discrete Wavelet Transform dan klasifikasi Support Vector Machine.
2. Pengujian pada 5 kombinasi ekstrasi ciri DWT dengan parameter level 1 dekomposisi, subband LL (Low Low), jenis kernel Linear dan multiclass OAO (One Against One) memiliki nilai akurasi terbesar yaitu 90% dengan waktu komputasi 1.0028s. Sedangkan dengan multiclass OAA akurasi yang didapat sebesar 70%.
3. Pengujian pengaruh level dekomposisi DWT mendapat akurasi terbesar 93.33% pada subband LL (Low Low) pada level 2.
4. Parameter jenis kernel linear One Against One mendapatkan akurasi terbaik sebesar 93.33% dengan waktu komputasi 0,6384s.
5. Parameter ciri orde satu terbaik pada saat nilai Mean, Variance, Skewness, Kurtosis dan Entropy. Karena semakin banyak parameter orde satu yang digunakan maka semakin banyak ciri citra yang diperoleh.

DAFTAR PUSTAKA

- Bustomi, M. Arief, and Ahmad Zaki Dzulfikar. 2014. "Analisis Distribusi Intensitas RGB Citra Digital Untuk Klasifikasi Kualitas Biji Jagung Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan." *Jurnal Fisika dan Aplikasinya* 10(3): 127.
- Effendi, M., M. Jannah, and U. Effendi. 2019. "Corn Quality Identification Using Image Processing with K-Nearest Neighbor Classifier Based on Color and Texture Features." *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 230(1).
- Gupta, Dipalee, and Siddhartha Choubey. 2015. "Discrete Wavelet Transform for Image Processing." *IEEE Trans on comm.* 4(3): 3165–68. <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?tp=&arnumber=5414406&contentType=Conference+Publications&queryText=vosoughi+icip>.
- Indonesia, Standar Nasional. 1998. "SNI 01-4483-1998 Jagung Bahan Baku Pakan BADAN STANDARDISASI NASIONAL - BSN." : 1 dan 2.

- Muhadjir, F. 2009. "Budidaya Tanaman Jagung." *Badan Penelitian dan Pengembangan Pertanian. Bogor.* 423 hal: 21.
- Munir, Rinaldi. 2004. *Pengolahan Citra Digital Dengan Pendekatan Algoritmik.* Bandung: Informatika.
- Nugroho, Anto Satriyo, Dwi Handoko, and Arife B Witarto. 2005. "Analisa Informasi Dimensi Tinggi Pada Bioinformatika Memakai Support Vector Machine." *Proc of National Conference on Information And Communication Technology (ICT) for Indonesia:* 427–35.
- Nurtantio Andono, Pulung, T. Sutojo, and Muljono. 2017. *Pengolahan Citra Digital.* ed. Arie Pramesta. Yogyakarta: Penerbit ANDI.
- Paeru, Rudi H., and Trias Qurnia Dewi. 2017. *Panduan Praktis Budidaya Jagung.*
- Sembiring, Krisantus. 2007. "Penerapan Teknik Support Vector Machine Untuk Pendeteksian Intrusi Pada Jaringan." Institut Teknologi Bandung.