

ANALISIS PERFORMANSI SISTEM PENDETEKSI KUALITAS KAYU JATI MENGGUNAKAN PENGOLAHAN CITRA DENGAN METODE *DISCRETE COSINE TRANSFORM* DAN *LEARNING VECTOR QUANTIZATION*

PERFORMANCE ANALYSIS OF TEAK WOOD'S QUALITY DETECTION SYSTEM USING IMAGE PROCESSING WITH DISCRETE COSINE TRANSFORM AND LEARNING VECTOR QUANTIZATION

Rahman Hakim Hita Putra¹, Dr. Ir. Jangkung Raharjo, M.T.², Rissa Rahmania, S.T., M.T.³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹hitaputra97@gmail.com, ²jangkung-raharjo@gmail.com, ³saniarahmani@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Jati adalah salah satu jenis kayu yang banyak diminati karena kuat, awet, mudah dikerjakan, dan memiliki corak yang unik serta elegan. Kayu jati biasa digunakan sebagai bahan baku pembuatan perabotan rumah seperti kursi, meja, lemari, dan lain-lain. Tetapi masih banyak pengusaha mebel yang keliru menentukan kualitas kayu jati. Sehingga mengakibatkan kurangnya kualitas kayu jati yang digunakan sebagai bahan baku dalam membuat perabotan rumah.

Metode yang digunakan penulis untuk menentukan kualitas kayu jati yaitu *Discrete Cosine Transform* (DCT) sebagai ekstraksi ciri dan *Learning Vector Quantization* (LVQ) sebagai klasifikasinya. Penulis memilih menggunakan metode *Discrete Cosine Transform* sebagai ekstraksi ciri karena memiliki kelebihan yaitu waktu komputasi pada ekstraksi DCT-2D tidak tergantung pada jumlah fitur yang diekstrak, sedangkan untuk klasifikasinya penulis menggunakan *Learning Vector Quantization* karena memiliki kelebihan yaitu nilai errornya kecil jika dibandingkan dengan jaringan syaraf tiruan seperti *Backpropagation* dan *Self-Organizing Maps* (SOM).

Dengan menggunakan ekstraksi ciri *Discrete Cosine Transform* (DCT) dan klasifikasi menggunakan *Learning Vector Quantization* (LVQ) menggunakan aplikasi *Matrix Laboratory* (MATLAB) untuk pengolahannya mencapai akurasi 91,67% dengan waktu komputasi 38,12 detik dengan menggunakan block size 256, ciri statistik *mean* dan *variance*, dengan *hidden layer* 35 dan *epoch* 300.

Kata Kunci: Kayu Jati, *Discrete Cosine Transform*, *Learning Vector Quantization*

Abstract

Teak is one type of wood that is much in demand because it is strong, durable, easy to work with, and has a unique and elegant pattern. Teak wood is used as a raw material for home furnishings such as chairs, tables, cabinets, and others. But there are still many furniture entrepreneurs who mistakenly determine the quality of teak wood. Resulting in lack of teak wood quality used as raw material in making furniture home.

The method used by the authors to determine the quality of teak wood is Discrete Cosine Transform (DCT) as a feature extraction and Learning Vector Quantization (LVQ) as its classification. The authors chose to use the Discrete Cosine Transform method as a feature extraction because it has the advantage that the compute time on the DCT-2D extraction does not depend on the number of features that are extracted, whereas for author classifications using Learning Vector Quantization because it has the advantage of a small error value compared to artificial neural networks such as Backpropagation and Self-Organizing Maps (SOM).

By using the Discrete Cosine Transform (DCT) extraction and classification using the Learning Vector Quantization (LVQ) using the Matrix Laboratory application (MATLAB) for processing achieves 91.67% accuracy with computation time 38.12 seconds by using block size 256, mean and variance, with hidden layer 35 and epoch 300.

Keywords: *Teak Wood, Discrete Cosine Transform, Learning Vector Quantization*

1. Pendahuluan

Jati (*Tectona grandis* L. f.) adalah salah satu jenis kayu yang banyak diminati karena kuat, awet, mudah dikerjakan, dan memiliki corak yang unik serta elegan. Kayu jati tua memiliki pori – pori yang lebih padat sehingga kuat dan awet. Selain itu kayu jati tua memiliki bentuk permukaan yang sangat dekoratif. Tetapi, kualitas kayu jati tidak hanya dilihat dari umurnya yang tua saja, sebab seberapa pun umur dari kayu jati, pasti tidak akan luput dari cacat kayu yang terbentuk secara alami [1].

Pengusaha mebel kebanyakan masih keliru dalam memilih kualitas kayu jati. Hal tersebut menyebabkan banyak hasil produksi mebel mengalami kerusakan yang dapat mempengaruhi kepuasan dari konsumen. Pada penelitian sebelumnya, kualitas kayu jati yang baik adalah umur kayu harus benar – benar tua, pori – pori kayu

padat, warna kayu lebih hidup, tidak terdapat mata mati pada permukaan kayu, tidak ada kayu hati, kayu tidak berlubang, dan tidak ada gubal kayu [2]. Kualitas kayu jati juga dapat dilihat melalui pola dari pori kayu jati tersebut [3]. Adapun yang termasuk kondisi cacat kayu adalah kayu yang berlubang, mempunyai mata kayu, retak dan belah [4].

Penelitian ini menganalisis performansi sistem pendeteksi kualitas kayu jati dengan pengolahan citra digital menggunakan metode *Discrete Cosine Transform* (DCT) sebagai ekstraksi ciri dan *Learning Vector Quantization* (LVQ) sebagai klasifikasinya. Penelitian ini menggunakan metode DCT karena memiliki kelebihan yaitu waktu komputasi pada ekstraksi DCT-2D tidak tergantung pada jumlah fitur yang diekstrak, dan LVQ yang memiliki kelebihan yaitu kemampuannya untuk memberikan pelatihan terhadap lapisan – lapisan kompetitif, kelebihan lainnya yaitu nilai errornya kecil jika dibandingkan dengan jaringan syaraf tiruan seperti Backpropagation dan Self-Organizing Maps (SOM).

Dengan menggunakan metode Backpropagation sebagai klasifikasinya dan Discrete Wavelet Transform (DWT) sebagai ekstraksi cirinya mendapatkan akurasi tertinggi sebesar 78,33% [2]. Sedangkan penelitian mengidentifikasi pola enamel gigi melalui pengolahan citra digital dengan menggunakan metode *Discrete Cosine Transform* dan *Learning Vector Quantization* mendapatkan akurasi sebesar 95,5% [5]. Dengan kelebihan yang ada pada *Discrete Cosine Transform* dan *Learning Vector Quantization* diharapkan ketika menggunakan metode tersebut akan mendapatkan akurasi yang lebih baik dari penelitian sebelumnya.

2. Dasar Teori

2.1 Discrete Cosine Transform

DCT adalah metode transformasi yang mempresentasikan suatu sinyal ke dalam deret batas suatu point data, dimana sinyal tersebut merupakan hasil penjumlahan dari komponen-komponen yang merupakan fungsi *cosinus* yang berisolasi di frekuensi yang berbeda. Metode DCT sering digunakan untuk proses audio, *image* dan video. DCT mempunyai hubungan dengan DFT (*Discrete Fourier Transform*) dimana DCT menggunakan fungsi *cosinus* sebagai penyusun komponen sinyal, sedangkan DFT menggunakan fungsi *sinus* dan *cosinus* [6].

$$x_k = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cos \left[\frac{\pi}{N} \left(n + \frac{1}{2} \right) k \right] \quad (1)$$

dimana:

$$k = 0, 1, 2, \dots, N$$

1. DCT 2-D (*Discrete Cosine Transform 2-D*)

DCT 2-D adalah metode transformasi yang sama dengan DCT namun DCT 2-D digunakan untuk mengolah sinyal berdimensi dua [6].

$$B(p, q) = \alpha(p)\alpha(q) \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} A(m, n) \cos \left[\frac{\pi(2m+1)p}{2M} \right] \cos \left[\frac{\pi(2n+1)q}{2N} \right] \quad (2)$$

dimana:

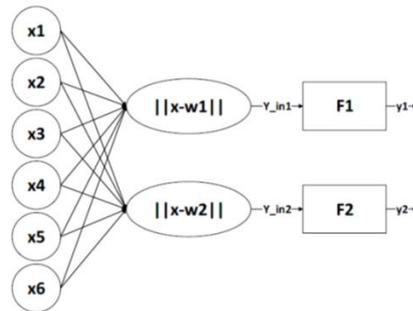
$$\alpha(p) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{M}}, & p = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{M}}, & 1 \leq p \leq M - 1 \end{cases} \quad (3)$$

$$\alpha(q) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}}, & q = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & 1 \leq q \leq N - 1 \end{cases} \quad (4)$$

A adalah inputan citra, B adalah output dari proses DCT 2-D, M dan N merupakan ukuran baris dan kolom citra, m dan n adalah nilai indeks dari ukuran baris dan kolom citra yang akan dihitung, p dan q merupakan nilai dari baris dan kolom citra A yang akan dihitung.

2.2 Learning Vector Quantization

Learning Vector Quantization (LVQ) adalah suatu metode pelatihan untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang arsitektur jaringannya berlayer tunggal (single layer). Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antar vektor-vektor input. Jika dua vektor input mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor input tersebut ke dalam kelas yang sama. LVQ merupakan metode klasifikasi pola masing-masing unit keluaran mewakili kategori atau kelas tertentu (beberapa unit keluaran seharusnya digunakan untuk masing-masing kelas). Keunggulan dari metode LVQ adalah kemampuannya untuk memberikan pelatihan terhadap lapisan-lapisan kompetitif sehingga secara otomatis dapat mengklasifikasikan vektor input yang diberikan [7]. Kelebihan yang lainnya yaitu nilai error-nya kecil jika dibandingkan dengan jaringan syaraf tiruan seperti Backpropagation atau Self-Organizing Maps (SOM) [8].



Gambar 1 Arsitektur jaringan LVQ

Berikut adalah penjelasan dari gambar 2.3:

1. X_1 sampai X_n = nilai input
2. $\|X_i - W_i\|$ sampai $\|X_n - W_n\|$ = jarak bobot
3. F_1 sampai F_n = lapisan output
4. y_1 sampai y_n = nilai output
5. n = jumlah kata (jumlah kelas) [9]

2.3 Parameter Performansi Sistem

Pada proses pengujian ini bertujuan untuk mengetahui sukses atau tidaknya sistem pada pengaplikasian pada pengaplikasian deteksi kayu jati melalui metode DCT dan LVQ. Ada beberapa parameter performansi sistem yang dibutuhkan, sebagai berikut:

1. Akurasi Sistem

Akurasi adalah ukuran ketepatan sistem dalam mengenali input yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Secara sistematis dapat dituliskan sebagai berikut [5]:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah data benar}}{\text{Jumlah seluruh data}} \times 100\% \quad (5)$$

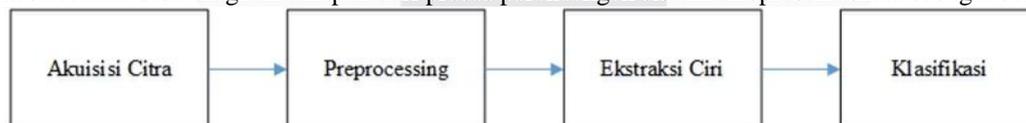
2. Waktu Komputasi

Waktu Komputasi adalah waktu yang diperlukan sistem dalam awal proses hingga akhir proses. Kalkulasi waktu yang dihasilkan dapat membantu prediksi pemrosesan secara efisien. Sehingga semakin kecil hasil waktu komputasi maka semakin efisien pemrosesan sistem tersebut. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut [5]:

$$\text{Waktu komputasi} = \text{Waktu akhir} - \text{Waktu mulai} \quad (6)$$

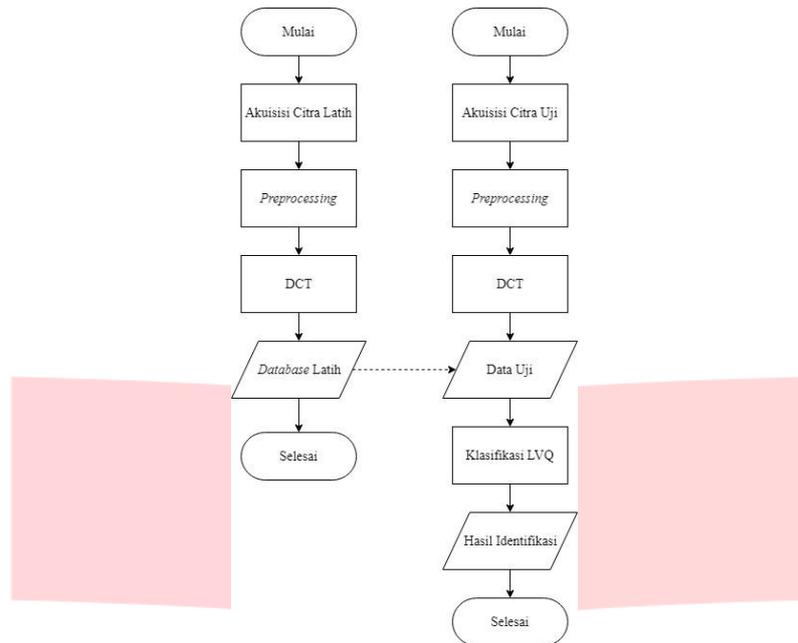
2.6 Perancangan Sistem

Proses perancangan sistem untuk mendeteksi kualitas kayu jati dilakukan melalui tiga proses, yaitu proses training, testing dan deteksi. Pada proses training memiliki beberapa tahap dan terperinci, seperti menginputkan citra (objek) yang sudah diproses, kemudian dimulainya preprocessing, selanjutnya mengekstraksi ciri dari citra (objek) yang telah diinputkan menggunakan metode DCT, setelah itu menghasilkan pola yang telah diuji. Selanjutnya proses testing dimana suatu jenis klasifikasi dari pola yang telah diuji menggunakan metode LVQ. Secara keseluruhan blok diagram tahapan dari proses perancangan sistem direpresentasikan sebagai berikut:



Gambar 2 Blok diagram sistem

Pada tugas akhir ini, perangkat lunak yang dirancang terdiri atas dua tahap yaitu tahap latih dan tahap uji. Tahap latih adalah proses pembentukan database yang menyimpan nilai vektor ciri dari tiap citra yang dijadikan sebagai referensi bagi citra uji nantinya. Sedangkan tahap uji adalah proses yang digunakan untuk menguji data citra sehingga dapat diklasifikasikan oleh perangkat lunak. Dalam penelitian ini menggunakan 144 data citra yang dijadikan data latih dan data uji. Pada tahap latih setiap prosesnya terdiri atas preprocessing terhadap data latih citra yang dimasukkan, kemudian dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan DCT. Pada tahap uji, setelah dilakukan preprocessing dan ekstraksi ciri selanjutnya citra dideteksi dengan menggunakan metode klasifikasi LVQ untuk mengetahui kecocokan vektor ciri dari data uji terhadap data latih sehingga didapatkan hasil klasifikasi. Gambaran umum sistem simulasi dan analisis dari penelitian ini terbagi menjadi dua skenario, dapat dilihat sebagai berikut:

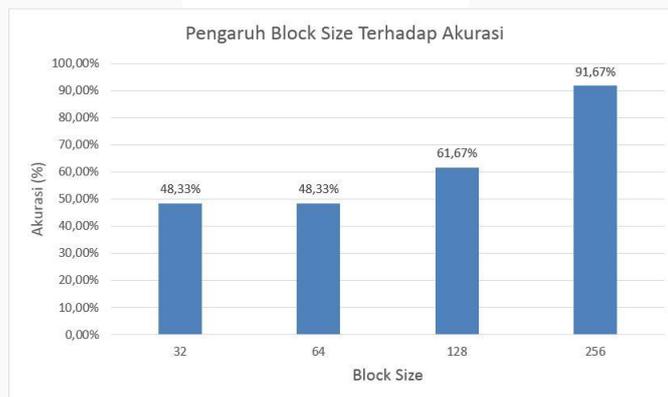


Gambar 3 Diagram alir proses identifikasi proses latih dan proses uji

3. Pembahasan

3.1 Pengujian Block Size

Pada Gambar 4 dapat dilihat bahwa nilai *block size* 256 mendapatkan akurasi yang paling tinggi sebesar 91,67%. Sedangkan akurasi paling rendah didapatkan ketika nilai *block size* 32 dan 64 yaitu 48,33%. Dapat disimpulkan bahwa semakin kecil *block size*, maka semakin banyak inputan ciri yang diproses dan mengakibatkan akurasinya semakin kecil.

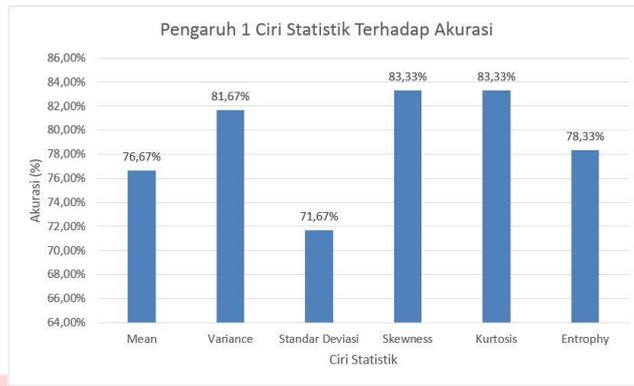


Gambar 4 Pengaruh *block size* terhadap akurasi

3.2 Pengujian Ciri Statistik

Pengujian 1 ciri statistik

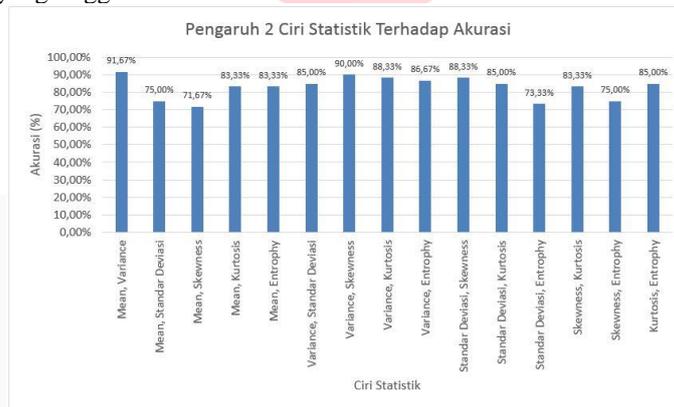
Pengujian pada tahap ini menggunakan jumlah blok 256 dan parameter *hidden layer* 35, dan *epoch* 300. Berdasarkan Gambar 5 akurasi tertinggi didapatkan pada *skewness* dan *kurtosis* yaitu 83,33%. Sedangkan akurasi terendah didapatkan pada standar deviasi yaitu 71,67%. Hal ini dikarenakan pada citra tiap kelas memiliki ciri masing-masing yang nilai antar kelasnya tidak bersinggungan sehingga mendapat nilai akurasi yang tinggi.



Gambar 5 Pengaruh 1 ciri statistik terhadap akurasi

Pengujian 2 ciri statistik

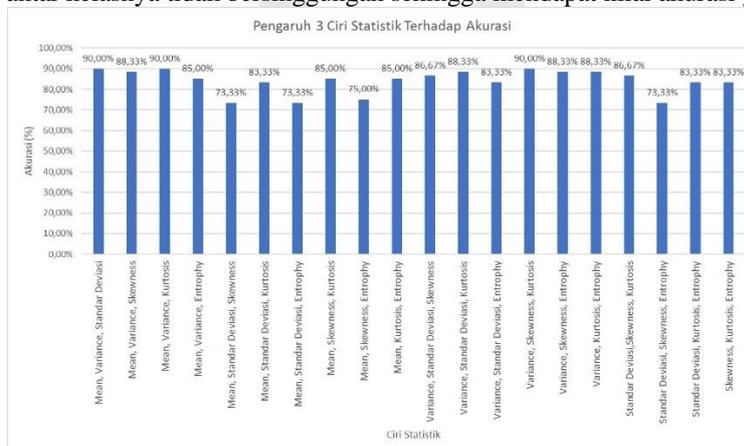
Pengujian pada tahap ini menggunakan jumlah blok 256 dan parameter *hidden layer* 35, dan *epoch* 300. Berdasarkan Gambar 6 akurasi tertinggi didapatkan pada *mean* dan *variance* yaitu 91,67%. Sedangkan akurasi terendah didapatkan pada *mean* dan *skewness* yaitu 71,67%. Hal ini dikarenakan pada citra tiap kelas memiliki ciri masing-masing *mean* dan *variance* yang berdekatan dan nilai antar kelasnya tidak bersinggungan sehingga mendapat nilai akurasi yang tinggi.



Gambar 6 Pengaruh 2 ciri statistik terhadap akurasi

Pengujian 3 ciri statistik

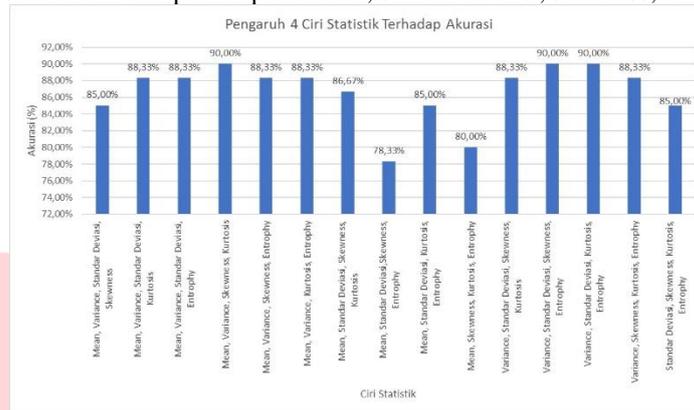
Pengujian pada tahap ini menggunakan jumlah blok 256 dan parameter *hidden layer* 35, dan *epoch* 300. Berdasarkan Gambar 7 akurasi tertinggi didapatkan pada *mean*, *variance*, dan standar deviasi yaitu 90%. Hal ini dikarenakan pada citra tiap kelas memiliki ciri masing-masing *mean*, *variance* dan standar deviasi yang berdekatan dan nilai antar kelasnya tidak bersinggungan sehingga mendapat nilai akurasi yang tinggi.



Gambar 7 Pengaruh 3 ciri statistik terhadap akurasi

Pengujian 4 ciri statistik

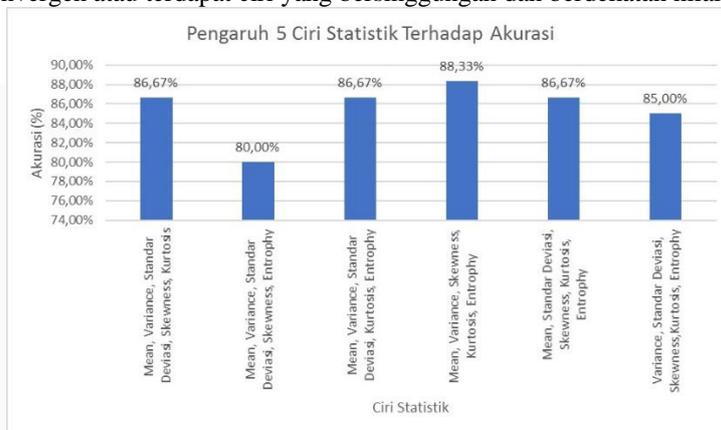
Pengujian pada tahap ini menggunakan jumlah blok 256 dan parameter *hidden layer* 35, dan *epoch* 300. Berdasarkan Gambar 8 akurasi tertinggi didapatkan pada *variance*, standar deviasi, *skewness*, dan *entropy* yaitu 90%. Sedangkan akurasi terendah didapatkan pada *mean*, standar deviasi, *skewness*, dan *entropy* yaitu 78,33%.



Gambar 8 Pengaruh 4 ciri statistik terhadap akurasi

Pengujian 5 ciri statistik

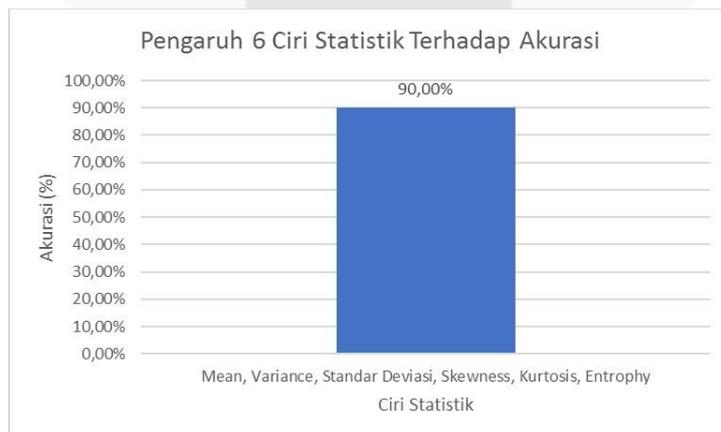
Berdasarkan Gambar 9 nilai akurasi tertinggi diperoleh ketika menggunakan kombinasi *mean*, *variance*, *skewness*, *kurtosis*, *entropy* sebesar 88,33%. Sedangkan akurasi terendahnya didapatkan pada *mean*, *variance*, standar deviasi, *skewness*, *entropy* yaitu 80%. Dikarenakan jumlah kombinasi yang banyak mengakibatkan ciri yang didapat tidak konvergen atau terdapat ciri yang bersinggungan dan berdekatan nilainya satu sama lain.



Gambar 9 Pengaruh 5 ciri statistik terhadap akurasi

Pengujian 6 ciri statistik

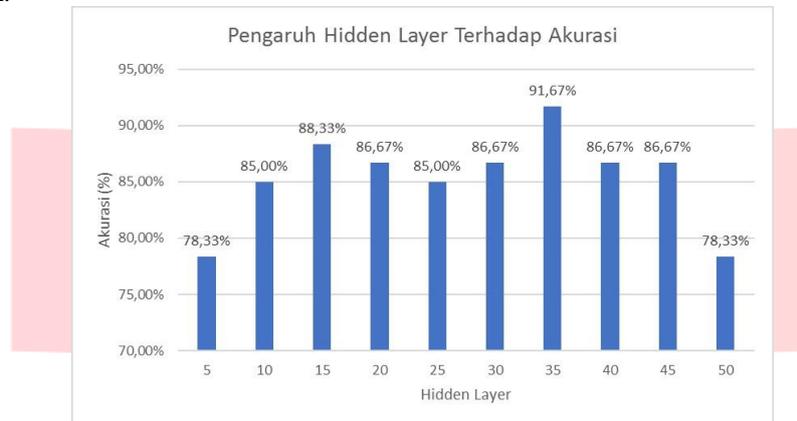
Hasil pengujian pada enam ciri statistik yang terdiri *mean*, *variance*, standar deviasi, *skewness*, *kurtosis*, *entropy* dapat dilihat pada Gambar 10 mendapatkan akurasi sebesar 90%. Dikarenakan jumlah kombinasi yang banyak mengakibatkan ciri yang didapat tidak konvergen atau terdapat ciri yang bersinggungan dan berdekatan nilainya satu sama lain.



Gambar 10 Pengaruh 6 ciri statistik terhadap akurasi

3.3 Pengujian *Hidden Layer*

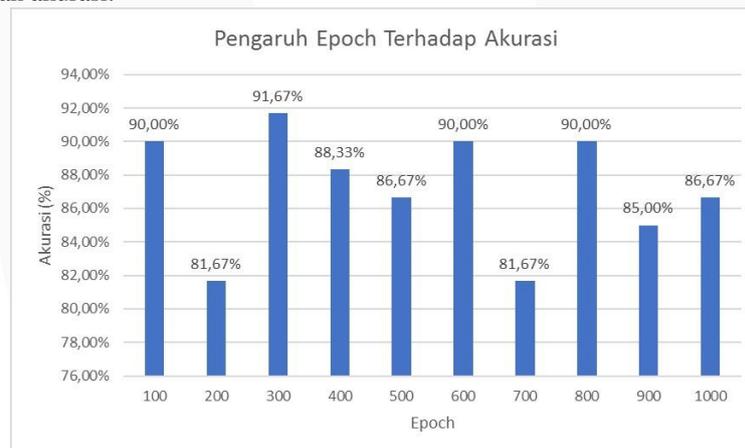
Pengujian pada tahap ini menggunakan blok DCT 256, dua kombinasi ciri statistik (*mean* dan *variance*), dan *epoch* 300. Berdasarkan hasil pengujian pada Gambar 11, *hidden layer* terbaik yang didapatkan yaitu pada nilai 35 dengan akurasi 91,67%. Sedangkan pada saat nilainya 5 mendapatkan akurasi terendah sebesar 78,33%. Dapat disimpulkan bahwa *hidden layer* yang terbaik adalah lebih besar dari layer kompetitifnya (layer kompetitif = 10) dan pada *hidden layer* = 35 telah mencapai titik stabil sehingga menghasilkan banyak kesamaan pada citra uji terhadap citra latih.



Gambar 11 Pengaruh *hidden layer* terhadap akurasi

3.3 Pengujian *Epoch*

Pada pengujian ini menggunakan blok DCT 256, dua kombinasi ciri statistik (*mean* dan *variance*), dan *hidden layer* 35. Berdasarkan hasil pengujian pada Gambar 12, akurasi terbaik dari rentang *epoch* 100 sampai 1000, didapatkan nilai akurasi 91,67% pada *epoch* 300. Sedangkan akurasi paling kecil didapatkan ketika *epoch* 200 dan 700 yaitu 81,67%. Dapat disimpulkan bahwa proses *training* sebanyak 300 kali sudah maksimal dan tingkat kestabilan sistem sudah mencapai titik terbaik sehingga ketika melebihi 300 kali *training* maka sistem akan mengalami penurunan akurasi.



Gambar 12 Pengaruh *epoch* terhadap akurasi

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan untuk mengklasifikasikan kualitas kayu jati ini, didapatkan kesimpulan sebagai berikut dengan menggunakan metode ekstraksi ciri DCT dan klasifikasi LVQ. Didapatkan hasil akurasi tertinggi dan waktu komputasi yang didapat dari ekstraksi ciri DCT 256 blok dan dua kombinasi ciri statistik (*mean* dan *variance*) dengan klasifikasi LVQ dengan jumlah *hidden layer* 35 dan *epoch* 300 kali yaitu 91,67% dan waktu komputasinya 38,12 detik.

Daftar Referensi

- [1] Y. Suranto, "Pengaruh Umur Pohon, Bonita dan Posisi Aksial Batang Terhadap Struktur Makroskopis dan Kualitas Kayu Jati Sebagai Bahan Furnitur," *Jurnal Manusia dan Lingkungan*, vol. 22, pp. 84-93, 2015.

- [2] E. P. Widodo, "Simulasi Pendeteksi Kualitas Kayu Jati Menggunakan Discrete Wavelet Transform dan Backpropagation," Bandung, Universitas Telkom, 2017.
- [3] I. Gunawan, J. Halomoan dan R. D. Atmaja, "Perancangan Sistem Identifikasi Kualitas Kayu Untuk Quality Kontrol Berbasis Pengolahan Citra Digital," Bandung, Universitas Telkom, 2015.
- [4] M. P. K. Praja, "Implementasi Sistem Pendeteksi Cacat Pada Kayu Menggunakan Metode Gabor Wavelet Transform," Bandung, Universitas Telkom, 2015.
- [5] R. R. Sejahtera, "Identifikasi Pola Enamel Gigi Melalui Pengolahan Citra Digital Dengan Menggunakan Metode *Discrete Cosine Transform* (DCT) Dan Klasifikasi *Learning Vector Quantization* (LVQ) Sebagai Aplikasi Forensik Kedokteran Gigi," Bandung, Universitas Telkom, 2018.
- [6] W. Bawono, I. I. Tritasmoro, and N. Andini, "Deteksi posisi dan volume citra tersteganografi menggunakan metode lsb, dct, dan pembagian blok," eProceedings of Engineering, vol. 6, no. 1, 2019.
- [7] R. Hamidi, "Implementasi *Learning Vector Quantization* (LVQ) untuk Klasifikasi Kualitas Air Sungai," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 1, pp. 1758-1763, 2017.
- [8] R. Ginting, T. dan E. B. Nababan, "Analisis Penggunaan Algoritma Kohonen Pada Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dalam Pengenalan Pola Penyakit Paru," *Jurnal Teknovasi*, vol. 01, pp. 27-47, 2014.
- [9] D. D. Lestari, "Perancangan Pengenal Kata Dalam Aksara Sunda Menggunakan Metode Deteksi Tepi dan LVQ Berbasis Pengolahan Citra Pada Android," Bandung, Universitas Telkom, 2015.