IDENTIFIKASI BATIK PEKALONGAN MENGGUNAKAN METODE *GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX* DAN *PROBABILISTIC NEUTRAL NETWORK*

PEKALONGAN BATIK IDENTIFICATION USING THE GRAY LEVEL CO-OCCURRNCE MATRIX AND PROBABILSTIC NEUTRAL NETWORK METHOD

Frisnanda Aditya[1], Dr. Ir. Jangkung Raharjo, M.T. [2], Nur Ibrahim, S.T., M.T.[3]
[1,2,3]Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom
[1]frisnanda32@gmail.com, [2]jangkung.raharjo@gmail.com, [3]nuribrahim@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Batik adalah kesenian menggambar diatas kain yang dalam pembuatannya dilakukan secara khusus. Kerajinan batik setiap daerah memiliki ciri khas tertentu salah satunya batik Pekalongan. Perkembangan dan jenis yang membedakan batik dari negara lain masih belum banyak yang mengetahui, dikarenakan belum adanya pendataan secara komputerisasi yang baik dan belum adanya aplikasi untuk menganalisis batik Pekalongan guna membantu pengetahuan masyarakat Indonesia. Berdasarkan permasalahan diatas penulis membuat sistem yang dapat mengidentifikasi motif batik Pekalongan.

Pada Tugas Akhir ini telah dilakukan penelitian Identifikasi batik Pekalongan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* sebagai metode ekstraksi ciri dan metode *Probabilistic Neural Network* sebagai klasifikasi. Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* merupakan matriks yang mengandung informasi mengenai posisi ketetanggaan piksel yang memiliki tingkat keabuan tertentu. Jaringan *Probabilistic Neural Network* jauh lebih relatif tidak sensitif terhadap outlier dan menghasilkan prediksi probabilitas target yang akurat. Dari hasil pengujian pengklasifikasian ini diperoleh akurasi terbaik 98,33%. Akurasi diperoleh dari pengujian 150 citra menggunakan parameter *Gray Level Co-Occurrence Matrix* kontras-korelasi-energy-homogenitas, dengan nilai sudut 0°, 45°, 90°135°, dan radius = 1 dan *Probabilistic Neural Network* yaitu, ukuran gambar 256 × 256, dan nilai *spread* 0.1.Kata Kunci: Batik, *Gray Level Co-Occurrence Matrix, Probabilistic Neutral Network*

Abstract

Batik is the art of drawing on fabric which is specially made in its making. Batik crafts in each region have certain characteristics, one of which is Pekalongan batik. Not many people know about the development and types that distinguish batik from other countries, due to the lack of a good computerized data collection and the absence of applications to analyze Pekalongan batik to help the knowledge of the Indonesian people. Based on the above problems the writer makes a system that can identify Pekalongan batik motifs.

In this Final Project a research on Pekalongan batik identification has been carried out using the Gray Level Co-occurrence Matrix method as a feature extraction method and the Probabilistic Neural Network method as a classification method. The Gray Level Co-Occurrence Matrix method is a matrix that contains information about the neighboring pixel positions that have a certain gray level. Probabilistic Neural Networks are far more relatively insensitive to outliers and produce accurate target probability predictions.

From the test results obtained the best accuracy of 98,33%. Accuracy was obtained from testing 150 images using the parameter Gray Level Co-Occurrence Matrix contrast-correlation-energy-homogeneity, with angular values 0°, 45°, 90°135°, and radius = 1. While Probabilistic Neural Network uses the 256×256 image size parameter and the Spread value 0.1.

Keywords: ***Batik, Gray Level Co-Occurrence Matrix, Probabilistic Neural Network***

1. Pendahuluan

Masyarakat Indonesia telah mengenal batik sebagai identitas suatu daerah. Batik adalah kesenian menggambar diatas kain yang dalam pembuatannya dilakukan secara khusus. Batik memiliki jenis yang sesuai dengan adat istiadat, kebiasaan, maupun kebudayaan setiap daerah. Kebudayaan setiap daerah memiliki ciri khas tertentu salah satunya adalah batik Pekalongan. Pesatnya perkembangan motif batik juga berdampak pada meningkatnya jumlah citra batik. Dengan internet yang mudah diakses oleh warga dan *smartphone* yang banyak digunakan di Indonesia, gambar batik sangat mudah diambil oleh kamera. Perkembangan toko *online* batik juga membuat

jumlah gambar batik berkembang pesat. Namun, banyak orang Indonesia masih belum mengetahui jenis-jenis batik di Indonesia dan cara membedakan motif batik yang lain karena di setiap motif memiliki makna dan penggunaan budaya yang beragam dalam kehidupan sehari-hari. Awalnya produk batik hanya berupa kain yang berfungsi sebagai perangkat adat Jawa, namun kini produk batik sangatlah beragam sesuai selera dan kebutuhan masyrakat. Batik adalah salah satu warisan bangsa Indonesia yang telah diakui UNESCO pada tanggal 2 Oktober 2009 sebagai warisan kemanusiaan untuk lisan dan nonbendawi (*Masterpiece of the Oral and Intanggible Heritage of Humanity*) [1] [2].

Pesatnya perkembangan motif batik juga berdampak pada meningkatnya jumlah citra batik. Dengan internet yang mudah diakses oleh warga dan *smartphone* yang banyak digunakan di Indonesia, gambar batik sangat mudah diambil oleh kamera. Perkembangan toko *online* batik juga membuat jumlah gambar batik berkembang pesat. Perkembangan dan jenis yang membedakan batik dari negara lain masih belum banyak masyarakat yang mengetahuinya dikarenakan belum adanya pendataan secara komputerisasi yang baik dan belum adanya aplikasi untuk menganalisis batik Pekalongan guna membantu pengetahuan masyarakat Indonesia [3] [7].

Bedasarkan permasalahan diatas penulisan membuat sistem yang dapat mengidentifikasi motif batik Pekalongan menggunakan pengolahan citra digital dengan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Probabilstic Neutral Network* (PNN). Metode GLCM adalah metode perhitungan statistik dengan menggunakan distribusi derajat keabuan (*histogram*) bedasarkan tingkat kekontrasan, grandlaritas, dan kekasaran suatu daerah dari hubungan ketetanggaan antar piksel di dalam citra [17]. Paradigma statistik ini penggunaannya tidak terbatas, sehingga sesuai untuk tekstur-tekstur alami yang tidak terstruktur dari sub pola dan himpunan aturan mikrostruktur. Keunggulan dari menggunakan algoritama PNN jauh lebih cepat dan akurat, jaringan PNN jauh lebih relatif tidak sensitif terhadap outlier, dan jaringan PNN mengahasilkan nilai prediksi probabilitas target yang akurat [4].

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Ronald Kurniawan Tjondrowiguno, Rolly Intan, Kartika Gunadi tentang Aplikasi Pengenalan Pola Batik dengan Menggunakan *Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix*. Membandingkan hasil pengujian dengan *dataset* batik tulis dan hasil pengujian dengan *dataset* batik cetak. Bahkan dengan menggunakan gambar yang berisi *isen* saja untuk membantu proses training, hasil pengujian hanya mencapai hasil maksimal 47.62% [5]. Pada penelitian lain yang dilakukan oleh Azhani dan Mustakim pada tahun 2016 membahas identifikasi estimasi pola pola cuaca wilayah Pekanbaru menggunakan *Probabilistic Neural Network*. Hasil penelitian akurasi keseluruhan dari hasil pengujian adalah sebesar 88.00%. Akurasi tertinggi terdapat pada bulan Januari, April dan Agustus yaitu sebesar 96.77%. Sedangkan akurasi terendah terdapat pada bulan November yaitu sebesar 70.00% [6]. Pada penelitian ini penulis melakulakukan Identifikasi batik Pekalongan menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* dan *Probabilistic Neural Network*.

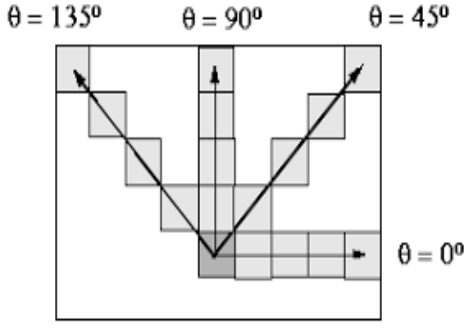
2. Dasar Teori

2.1 Citra RGB

Pada citra warna, setiap titik mempunyai warna yang spesifik yang merupakan kombinasi dari 3 warna dasar, yaitu merah, hijau dan biru. Format citra ini sering disebut sebagai citra *Red-Green-Blue* (RGB). Setiap warna dasar mempunyai intensitas sendiri dengan nilai maksimum 255 (8 bit), misalnya warna biru merupakan kombinasi warna merah dan hijau sehingga nilai RGB-nya adalah 0,255, dan 0. Dengan demikian setiap titik pada citra warna membutuhkan data 3 *byte* [8] [18].

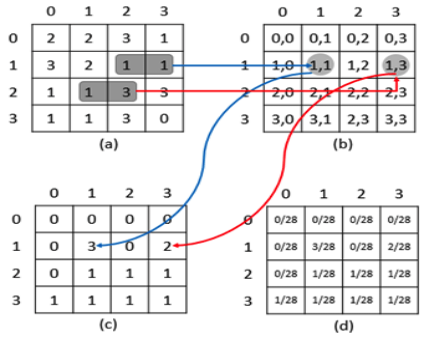
2.2 *Gray Level Co-Occurrence Matrix*

Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) merupakan matriks yang mengandung informasi mengenai ketetanggaan piksel yang memiliki nilai tingkat keabuan tertentu. Salah Perhitungan yang digunakan GLCM adalah perhitungan tekstur pada orde kedua. Pada proses pengukuran tekstur orde pertama digunakan perhitungan statistik berdasarkan pada nilai piksel citra asli saja, contohnya varians dan tidak memperhatikan hubungan keatetanggan piksel. Pada orde kedua, pasangan dua piksel citra asli diperhitungkan [9].



Gambar 2.1 Orientasi Sudut (*offset*) dan Jarak (*d*) [10] [12]

Representasi arah orientasi 0^0 adalah jika terdapat piksel yang menjadi acuan, berdasarkan **Gambar 2.1** pada kotak piksel pusat, maka arah 0^0 ditunjukkan pada sebelah kanan piksel pusat. Untuk jarak merupakan piksel ketetanggaan terhadap piksel pusat mulai dari satu hingga berapapun yang dibutuhkan berdasarkan arah orientasinya. Misalkan ditentukan dari 4 arah matriks kookurensinya adalah 0^0 dan jarak piksel adalah 1.



Gambar 2.2 Penentuan awal matriks GLCM berbasis dua piksel [13]

Algoritma untuk membentuk GLCM menjadi beberapa langkah:

1. *Quantization*
   Merupakan konversi nilai *grayscale* (256 nilai keabuan) citra kedalam rentang (level level) nilai tertentu. Tujuan kuantisasi ini adalah mengurangi angka perhitungan dan meringankan proses komputasi.
2. *Co-Occurrence*
   Co-Occurrence berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai intensitas piksel bertetangga dengan satu level intensitas level lain dalan jarak (d) dan orientasi sudut Θ tertentu. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut yaitu 0^o,45^o,90^o,135^o sedangkan jarak antar piksel ditetapkan sebesar 1 piksel.
3. *Symmetric*
   Symmetric diartikan sebagai kemunculan posisi piksel yang sama. Misalkan terdapat piksel (2,3), maka secara orientasi horizontal sama dengan piksel (3,2). Oleh karena itu, symmetric adalah hasil penjumlahan matriks kookurensi dengan matriks *transpose*-nya sendiri. Persamaan di bawah ini merupakan hasil matriks *transpose*.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \tag{2.1}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 3 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 1 & 1 \end{bmatrix} \tag{2.2}$$

4. *Normalization*
   Membagi setiap angka matriks pada matriks D (*symmetric*) dengan jumlah seluruh angka pada matriks tersebut.
5. *Feature Extraction*
   GLCM merupakan salah satu cara mengekstrak ciri terkstur statistic orde kedua. Fitur yang diekstrak adalah kontras, korelasi, energi dan homogenitas.
   Berikut persamaan beberapa ciri tekstural tersebut diantaranya:
   a. Kontras
      Nilai kontras menunjukan variasi intensitas antar citra. Semakin tinggi nilai citra. Semakin tinggi nilai kontras semakin bervariasi nilai intensitas pada citra.

$$Kontras = \sum_{i,j} | i - j |^2 \; p(i,j) \tag{2.3}$$

   b. Korelasi
      Nilai korelasi menyatakan ukuran keerhubungan tingkat linier tingkat keabuan satu piksel relatif lainnya pada posisi tertentu.

$$Korelasi = \sum_{i,j} \frac{(i - \mu i)(j - \mu j)\, p(i,j)}{\sigma i \, \sigma j} \tag{2.4}$$

   c. Energi
      Energi digunkan untuk melihat tingkat keseragaman tekstur. Semakin tinggi nilai energi, semakin tinggi tinkat homogenitas tekstur.

$$Energi = \sum_{i,j} p(i,j)^2 \tag{2.5}$$

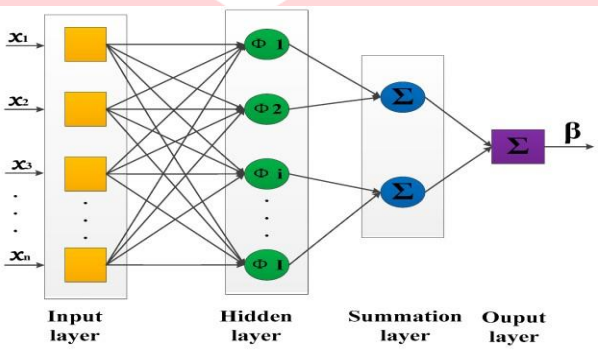
   d. Homogenitas
      Homogenitas digunakan untuk mengukur tingkat homogenitas perulangan sturktur tekstur pada citra.

$$Homogenitas = \sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1 + | i - j |} \tag{2.6}$$

2.3 *Probabilistic Neural Network*

PNN adalah suatu metode Jaringan Saraf Tiruan yang menggunakan pelatihan (*training*) *supervised*. PNN termasuk dalam struktur *Feedforward*. PNN berasal dari jaringan Bayesian dan algoritma statistik bernama *Kernel Fisher Discriminant Analysis*. Salah satu keuntungan utama dari paradigma PNN adalah bahwa ia jauh lebih cepat daripada paradigma propagasi balik yang terkenal (Rumelhart, 1986, bab 8) untuk masalah-masalah di mana waktu adaptasi tambahan dari propagasi kembali merupakan fraksi yang signifikan dari total waktu perhitungan. Dalam masalah korelasi hull-to-emitter yang dipasok oleh *Naval Ocean Systems Center* (NOSC), PNN secara akurat mengidentifikasi lambung dari sulit, batas nonlinier, multiregion, dan tumpang tindih set data parameter laporan parameter emitor [14].

Artificial Neural Network (ANN), atau juga disebut *Simulated Neural Network* (SNN), atau umumnya hanya disebut *Neural Network* (NN), adalah jaringan dari sekelompok unit pemroses kecil yang dimodelkan berdasarkan sistem saraf manusia. JST merupakan sistem adaptif yang dapat mengubah strukturnya untuk memecahkan masalah berdasarkan informasi eksternal maupun internal yang mengalir melalui jaringan tersebut. Oleh karena sifatnya yang adaptif, JST juga sering disebut dengan jaringan adaptif [15].



Gambar 2.3 Arsitektur PNN, menunjukkan bahwa PNN terdiri dari empat lapisan, yaitu lapisan masukan, lapisan pola, lapisan penjumlahan, dan lapisan keputusan [17].

Lapisan *input* terdiri dari *node input* dari *vektor fitur*. Dengan demikian, lapisan *input* tidak melakukan operasi komputasi. Lapisan pola terdiri dari *neuron* yang sama dengan jumlah total *training dataset*. Pada *layer* pola, pola *input* dihitung oleh fungsi *Gaussian multi-dimensi* berikut dengan *Probability Density Function* (PDF) berdasarkan *Parzen window.*

Langkah-langkah pelatihan pada PNN yaitu:

1. Inisialisasi data input (x).
2. Menghitng jarak vektor data input (x) dengan vektor bobot data latih (X_{kj}) dan menjumlahkan semua hasil jarak vektor menjadi satu vektor dari setiap kelas, kemudian dibagi dengan nilai *Spread* (σ), Masukkan ke fungsi *radial basis* yaitu *radbas* $n(n)=\exp(-n)^2$ dan dijumlahkan semua nilai bedasarkan kelas yang sama pada data training, dengan demikian persamaan yang digunakan pada lapisan pola dapat dilihat pada persamaan sebagai berikut:

$$\exp[-\frac{|X - X_{kj}|}{2\sigma^2}]$$

3. Menentukan vektor *output* pada summation layer dengan menggunakan persamaan (18) sebagai berikut:

$$f_k(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{m}{2}}.\sigma^m}.\frac{1}{N_k}\sum_{j=1}^{\infty}\exp[-\frac{|X - X_{kj}|^2}{2\sigma^2}]$$

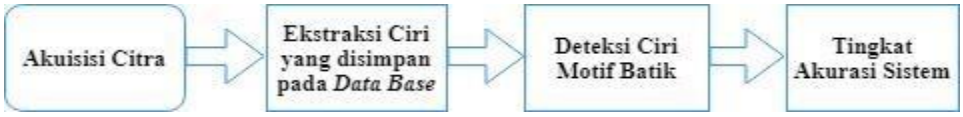
4. Mengambil nilai maksimum dari vektor *output* yang akan dijadikan sebagai kelas keputusan.

keterangan:
x = Jumlah pola latih pada f_k
σ = Nilai *Spread*
xk = Pola latihan pada kelas x
m = Dimensi pengukuran jarak
Nk = Total jumlah *training pattern* di kelas k
kj = Jumlah pola latih pada k

2.4 Desain Sistem

Secara garis besar, sistem klasifikasi ini dibagi menjadi 4 tahap utama, yaitu akuisisi atau pengambilan data citra motif batik Pekalongan, Pembuatan database menggunakan data latih, klasifikasi motif batik Pekalongan

melalui spectrogram sinyal bicara menggunakan data uji, dan menganalisis performansi sistem melalui akurasi sistem. Desain sistem dapat dilihat pada **gambar 2.3.**



Gambar 2.4 Diagram Blok Sistem

Secara keseluruhan alur kerja sistem yang dirancang adalah:

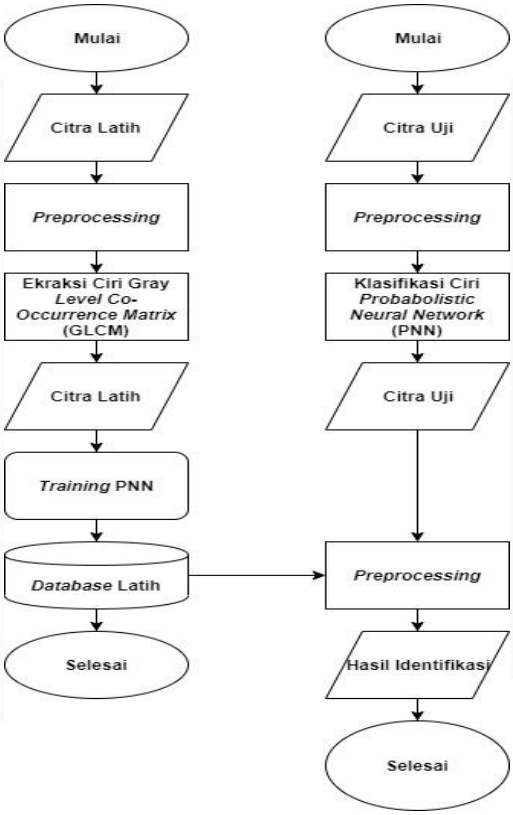
1. Akuisisi citra, melakukan pengambilan citra dari beberapa toko batik yang ada di Bandung dan Pekalongan
2. *Preprocessing* yang meliputi *cropping*, *resize*, konversi citra RGB ke *grayscale*.
3. Ekstraksi Ciri, yaitu melakukan proses ekstraksi ciri menggunakan GLCM untuk mendapatkan ciri dari setiap citra yang akan diolah.
4. Klasifikasi, menganalisa ciri untuk diklasifikasi menggunakan PNN.

2.5 Perancangan Sistem

Prosedur penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan, diantaranya pembuatan blok diagram, dimana blok diagram menggambarkan proses dan komponen yang dibutuhkan dalam penelitian.

Pada tugas akhir ini, sistem yang dirancang terdiri dari dua tahap yaitu tahap latih dan tahap uji. Tahap latih adalah proses pembetukan *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 sistem. Dalam penelitian ini menggunakan 150 data citra yang dijadikan data latih dan data uji.

Gambaran umum sistem simulasi dan analisis dari penelitian ini terbagi menjadi dua skenario, dapat dilihat sebagai berikut:



Gambar 2.5 Diagram Blok Model Sistem [16]

2.6 Parameter Performansi Sistem

Setelah semua proses dilakukan, maka perlu adanya pengujian performansi sistem. Pengujian ini berguna untuk mengetahui sukses atau tidaknya sistem pengaplikasian klasifikasi citra motif batik Pekalongan dengan metode GLCM dan PNN sehingga dapat digunakan secara akurat. Ada beberapa parameter performansi sistem yang dibutuhkan, sebagai berikut:

1. Akurasi Sistem

Akurasi sistem adalah tingkat kedekatan pengukuran kuantitas terhadap nilai sebenarnya sehingga menghasilkan keluaranya yang sebenarnya. Semakin tinggi nilai akurasi sistem maka sistem memiliki kinerja yang baik. Secara sistematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ data\ benar}{Jumlah\ seluruh\ data}\ X\ 100\% \quad (2.7)$$

2. Waktu Komputasi

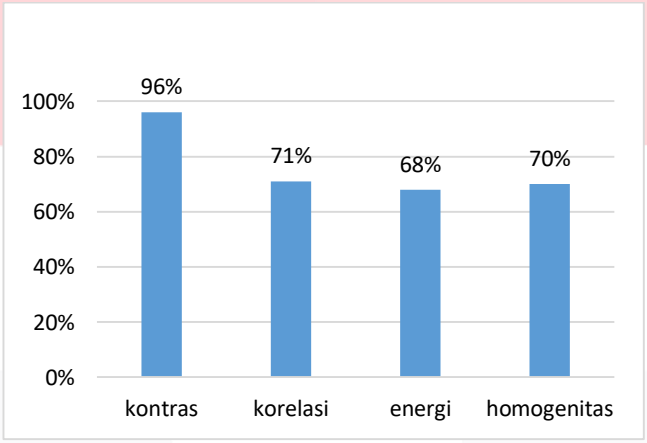
Waktu Komputasi adalah kondisi pengoperasian dari suatu sistem perangkat yang dibatasi oleh rentang waktu dan batas waktu. Kalkulasi waktu yang dihasilkan dapat membantu prediksi pemrosesan secara efisien. Sehingga semakin kecil durasi waktu yang dihasilkan maka semakin efisien pemprosesan sistem tersebut. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Waktu\ komputasi = Waktu\ selesai - Waktu\ mulai \quad (2.8)$$

3. Pembahasan

3.1Pengujian 60 Data Uji

Pada tahap ini, pengujian dilakukan dengan 60 citra data uji untuk mengukur tingkat ukurasi dan waktu komputasi. Parameter pada GLCM `pada tahap ini menggunakan parameter GLCM dengan nilai sudut derajat = 0°, dan radius =1 untuk parameter PNN yaitu, ukuran gambar 256 × 256, dan *spread* 0.1.

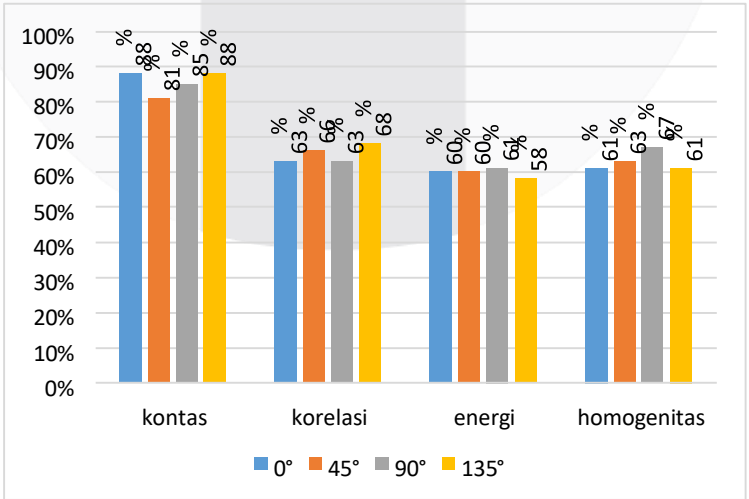


Gambar 3.1 Nilai Akurasi 60 citra data uji

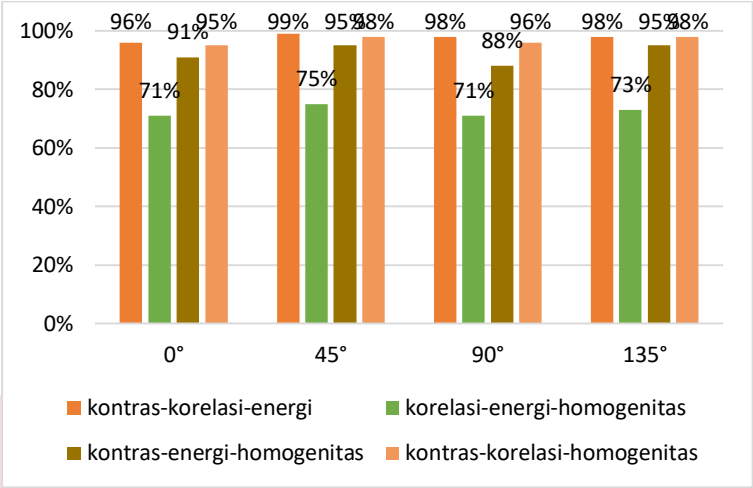
Berdasarkan dari hasil pengujian 60 citra data uji **Gambar 3.1** akurasi tertinggi pada saat kontras adalah 96% dan akurasi terendah pada saat energi adalah 68%. Sedangkan untuk waktu komputasi terendah pada saat kotras adalah 2.23*s* dan waktu komputasi terlama pada saat homogenitas adalah 2.39*s*. Dari hasil diatas, parameter kontras mempengaruhi akurasi.

3.2 Pengujian Satu dan Tiga Parameter Orde Dua

Berikut ini adalah data hasil pengujian perbandingan akurasi dan waktu komputasi terhadap satu parameter orde dua dan tiga parameter orde dua. Dimana kombinasi satu parameter orde dua terdiri dari kontras, korelasi, energi dan homogenitas. Pengujian pada tahap ini menggunakan parameter GLCM dengan nilai sudut derajat (0°, 45°, 90°, 135°), nilai sudut = 0°, dan radius =1 untuk parameter PNN yaitu, ukuran gambar 256 × 256, dan *spread* 0.1.



Gambar 3.2 Nilai Akurasi Satu Parameter Orde Dua

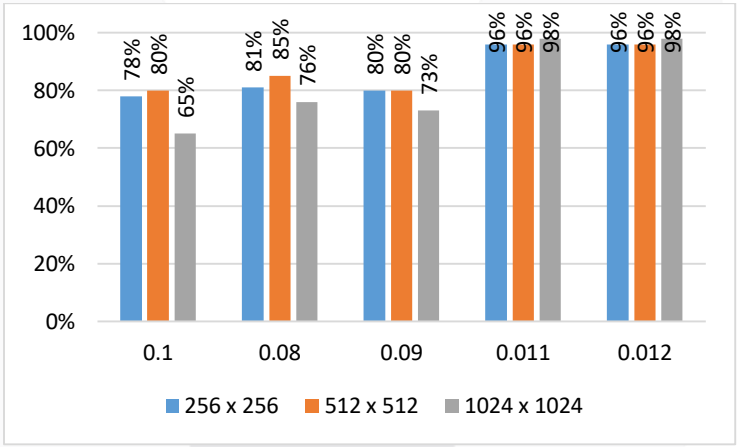


Gambar 3.3 Nilai Akurasi Terhadap Tiga Parameter Orde Dua

Berdasarkan **Gambar 3.2 dan Gambar 3.3** akurasi tertinggi didapatkan pada saat kontaskorelasi-energi dengan nilai sudut 45°yaitu 99% dan untuk akurasi terendah pada saat korelasi-energihomogenitas dengan nilai sudut 0° dan 90° yaitu 71% sedangkan untuk waktu komputasi tercepat pada saat kontras-energi-homogenitas yaitu 2.07*s* pada nilai sudut 135° dan untuk waktu komputasi terlama pada saat kontras-korelasi-homogenitas yaitu 2.34*s* dengan nilai sudut 90°. Dari hasil diatas, tiga parameter orde dua mempengaruhi akurasi.

3.3 Pengujian Spread Terhadap Ukuran Gambar

Berikut ini adalah data hasil pengujian untuk mengetahui pengaruh nilai *spread* terhadap ukuran gambar citra dengan perbandingan akurasi dan waktu komputasi. Dimana nilai *spread* (0,1, 0,08, 0,09, 0,011, 0,012) dan ukuran gambar (256 × 256, 512 ×512, 1024 ×1024). Pengujian pada tahap ini menggunakan parameter GLCM nilai sudut = 0°, dan yaitu radius =1.



Gambar 3.4 Akurasi Spread Terhadap Ukuran Gambar

Berdasarkan **Gambar 3.4** akurasi tertinggi didapatkan pada saat dinilai *Spread* 0,011 dan 0,012 yaitu 98% untuk akurasi terendah pada saat ukuran gambar 1024× 1024 yaitu 67% dinilai *Spread* 0,1. Sedangkan untuk waktu komputasi 2,45s. Dari hasil di atas, ukuran gambar mempengaruhi akurasi.

4. Kesimpulan

Pada penelitian ini, telah dirancang suatu sistem untuk klasifikasi citra motif Pekalongan menggunakan metode ekstraksi ciri *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan klasifikasi *Probabilistic Neural Network* (PNN) dengan jumlah data 150 citra. Dengan rincian 90 citra data latih dan 60 data uji pada skenario pertama, untuk setiap kelas data latih 30 motif batik Belanda, 30 motif batik Cina, dan untuk setiap kelas data uji 30 motif batik, dan 20 motif batik Belanda, 20 motif batik Cina, 20 motif Batik Pribumi. dengan akurasi sebesar 98,33% dan waktu komputasi 2,45*s*.

1. Merancang sistem dalam bentuk aplikasi Matlab dengan menggunan metode GLCM dan PNN. Parameter GLCM yang digunakan yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas, nilai sudut derajat (0^o,45^o,90^o,135^o), radius (1, 2, 3). Sedangkan untuk parameter PNN yaitu nilai *spread* (0.1, 0.08, 0.09, 0.011 dan 0.012) dan ukuran gambar 256×256, 512×512, dan 1024×1024.
2. Akurasi terbesar yang didapat yaitu 98,33% dan waktu komputasi 2,45s.

DAFTRA PUSTAKA

[1] A. Wulandari, Makna Filosofis, Cara Pembuatan, dan Industri Batik, ANDI Yogyakarta: 978-979-29-2542-5 , 2011.

[2] A. E. Minarno, Y. Munarko, A. Kurniawardhani and F. Bimantoro, "Texture Feature Extraction Using Co-Occurrence Matrices of Sub-Band Image For Batik Image Classification," *International Conference on Information and Comenication Teknology,* pp. 245-256, 2014.

[3] A. Y. Wicaksono, N. Suciati, C. Fatichah, K. Uchimura and G. Koutaki , "Modified Convolutional Neural Network Architecture for Batik Motif Image Classification," *Journal of Science,* vol. 2, pp. 26-30, 2017.

[4] E. E. Saputri, "Pemilihan Parameter Smoothing pada Probabilistic Neural Network dengan Menggunakan Particle Swarm Optimization untuk Pendeteksian Teks Pada Citra," *Journal of Intelligent Systems,* vol. 1, pp. 22-26, 2015.

[5] R. K. Tjondrowiguno, "Aplikasi Pengenalan Pola Batik Dengan Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix," Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Kristen Petra

[6] A. and M. , "Estimasi Pola Cuaca Wilayah Pekanbaru Menggunakan Probabilistic Neural Network," *Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi dan Industri,* pp. 78-86, Pekanbaru, 9 November 2016.

[7] K. Parmono, "Nilai Kearifan Lokal dalam Batik Tradisional," *Jurnal Filsafat,* pp. 134-146, Agustus 2013.

[8] H. Waasilah, "Analisa Gambar Blur dan Fokus (Tidak Blur) Berdasarkan Nilai R, G, B," November 2016. [Online]. Available: http://hadiyyatan-waasilah-fst14.web.unair.ac.id. [Accessed Rabu Juli 2019].

[9] Z. Budiarso, "Identifikasi Macan Tutul dengan Metode Gray Level Co-Occurrence," *Jurnal Dinamika Informatika,* vol. 2, no. 2, Sabtu Maret 2010.

[10] M. Musrini , A. and A. S. Hidayat, "Implementasi Algoritma GLCM Dan MED pada Aplikasi Pendeteksi Kolesterol Melalui Iris Mata," *MIND Journal* , pp. 23 - 41, Juli 2017 .

[11] A. E. Mardiyana, "Aplikasi Content Based Images Ratrieval Motif Batik Mengunakan Metode Wavelet," *Central Libary,* 2014.

[12] F. Albregtsen, "Statistical Texture Measures," *Texture Measures Computed from GLCM-Matrices,* pp. 1-14, November 5, 2008.

[13] M. Musrini , A. and A. S. Hidayat, "Implementasi Algoritma GLCM Dan MED pada Aplikasi Pendeteksi Kolesterol Melalui Iris Mata," *MIND Journal,* pp. 23 - 41, Juli 2017 .

[14] D. F. SPECHT, "Probabilistic Neural Networks," *Printed in the USA,* vol. 3, pp. 109-118, 1990.

[15] L. A. R. Winanda, "Estimasi Produktivitas Pekerja Konstruksi dengan Probabilistic Neural Network," *Produktivitas Pekerja Konstruksi,* pp. 40-50, 2010.

[16] A. Nilogiri1, "Pengaruh Fitur Warna pada Klasifikasi Impresi Citra Batik Indonesia Menggunakan Probabilistic Neural Network," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi Indonesia,* pp. 57-63, Februari 2016.

[17] M. Widyaningsih, "Identifikasi Kematangan Buah Apel dengan Gray level Co-Occurrence Matrix," *Jurnal Saintekom,* pp. 71-88, Maret 2016.

[18] R. Listia and A. Harjoko, "Klasifikasi Massa pada Citra Mammogram Berdasarkan Gray Level Cooccurence Matrix (GLCM)," *IJCCS,* p. 59~68 , 2014.