

## IDENTIFIKASI KAIN TAPIS LAMPUNG MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR EDGE DETECTION (CANNY) DAN KLASIFIKASI PROBABILITY NEURAL NETWORK (PNN)

<sup>1</sup>Admi Syarif, <sup>2</sup>M. Juandhika Rizky, <sup>3</sup>Rico Andrian, dan <sup>4</sup>Favorisen R. Lumbanraja

<sup>1,2,3,4</sup>Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Lampung  
Jalan Soemantri Brojonegoro No. 1 Gedung Meneng, Bandar Lampung, Indonesia  
e-mail : <sup>1</sup>[admi.syarif@fmipa.unila.ac.id](mailto:admi.syarif@fmipa.unila.ac.id)

---

**Abstract** — *Tapis fabric is a Lampung tribe women's clothing in the form of a sarong made of woven cotton threads with a sugi motif or decoration, silver thread or gold thread with an embroidery system. Lampung tapis is the result of woven cotton threads with motifs, silver threads or gold threads and becomes the typical clothing of the Lampung tribe. Tapis fabric can be distinguished by shape and pattern, each type has its own special characteristics. This study aims to identify the tapis fabric using Edge Detection feature extraction and Probability Neural Network (PNN) classification. Experiments were carried out using 525 images data, 450 images became training data, while the other 75 images became test data consisting of 3 types of filters Bintang Perak, Gunung Beradu, and Sasab. The results of the experiment are quite good. The smoothing value applied to the PNN has an effect on the accuracy.*

**Keywords:** *Bias; Edge Detection; Kain Tapis; Probability Neural Network.*

---

### 1. PENDAHULUAN

Kain tapis adalah kerajinan tradisional masyarakat Lampung yang diajarkan secara turun temurun dan lahir sebagai "sarana" demi menyalurkan kehidupan masyarakat dengan lingkungan sekitar maupun sang pencipta alam semesta. Kain tapis Lampung dilakukan melalui beberapa tahap yang mengarah kepada kesempurnaan teknik tenun juga aplikasi ragam hias yang terus bertumbuh sesuai dengan perkembangan kebudayaan masyarakat setempat [1].

Tapis Lampung adalah hasil tenun benang kapas dengan motif, benang perak atau benang emas dan menjadi pakaian khas suku Lampung. Jenis tenun ini biasanya digunakan pada bagian pinggang ke bawah berbentuk sarung yang terbuat dari benang kapas dengan motif seperti motif alam, flora, dan fauna yang disulam dengan benang emas dan benang perak. Kain tapis sangat unik dan sulit untuk ditebak. Kain tapis dapat dibedakan melalui bentuk dan corak, setiap jenis memiliki ciri khusus masing-masing. Kain tapis ini dapat dikenali jenis-jenisnya lewat ciri-ciri fisik, walaupun tidak semua orang yang dapat mengenalinya. Kain tapis Lampung mungkin hanya dapat dikenali oleh para pakar di bidang kebudayaan atau sebagian masyarakat Lampung yang mengetahuinya.

Setiap rumpun atau kelompok masyarakat adat Lampung selalu ada perajin atau mereka yang membuat kain tapis. Setiap kelompok masyarakat adat memiliki corak atau motif khasnya masing-masing. Motif kain tapis tersebut bergantung pada kebutuhan upacara adat. Corak kain yang dipakai cermin posisi pemakainya dalam prosesi adat tersebut. Kain tapis dapat dibedakan berdasarkan lima rumpun masyarakat adat Lampung, yaitu kain tapis Abung Siwo Mego, Tulang Bawang, Mego Pak, Sungkai Way Kanan, Pubian Telu Suku, dan Saibatun atau Pesisir.

Mengenai penamaannya tergantung pada ragam hiasnya. Tapis yang memiliki nama sama pada masyarakat adat yang berbeda terjadi karena adanya penggunaan ragam hias sama, tetapi secara keseluruhan tetap ada perbedaan motifnya. Karena tapis termasuk kerajinan, meski motifnya sama, tetap terbuka perbedaan. Ada perajin tapis yang mencantumkan pesan atau namanya pada warna kain dasar.

Pemakaian kain tapis harus disesuaikan dengan derajat pemakai dan prosesi adat yang hendak digelar. Prosesi adat yang digelar di rumah adat (sessat), bila pakaian tapis yang dipakai tidak sesuai dengan derajat atau kedudukan seseorang dalam adat, maka pemakainya dapat di denda. Acara cangget dan menerima tamu, kain tapis yang dipakai adalah bintang perak, tapis balak, pucuk rebung, laut linau, dan kibang. Untuk wanita-wanita tua, kain tapis yang dipakai adalah tapis agheng, cucuk pinggir, dan tapis kaca. Sedangkan tapis yang dipakai oleh istri penyimbang adalah dewasano.



Gambar 1. Kain Tapis Lampung (Inuh)

Penelitian tentang identifikasi garmen otomatis dan model deteksi cacat berdasarkan fitur tekstur, *Gray Level Co-occurrence Metrics* (GLCM) dan *Probabilitas Neural Network* (PNN) [2]. Model yang diusulkan memberikan hasil klasifikasi kain cacat yang akurat. Fitur tekstur digunakan untuk mendeteksi cacat garmen dan cacat ini diklasifikasikan dengan menggunakan penggolongan PNN. Penelitian terhadap cacat kain menggunakan klasifikasi *Probabilistic Neural Network* (PNN) dengan perangkat keras *Field Programmable Gate Arrays* (FPGA) Penelitian ini menunjukkan Klasifikasi PNN mencapai akurasi  $98 \pm 2\%$  untuk pengujian *data set*, sedangkan sistem perangkat keras berbasis FPGA dari *classifier* PNN menyadari tentang  $94 \pm 2\%$  akurasi pengujian. Sistem FPGA beroperasi secepat 50.777 MHz, sesuai ke periode jam 19.694 ns [3].

Penelitian tentang identifikasi pola daun dengan menggunakan metode deteksi tepi, menggunakan tiga operator yaitu Roberts, Prewitt, dan Sobel. Pada pengujian pengenalan jenis bentuk daun ini, metode deteksi tepi yang mempunyai tingkat keberhasilan pengenalan paling tinggi adalah metode deteksi tepi Roberts dan Prewitt, yaitu sebesar 75%. Sedangkan metode deteksi tepi Sobel memiliki tingkat keberhasilan pengenalan sebesar 74% [4].

Penelitian tentang perbandingan penggunaan deteksi tepi dengan metode Laplace, Sobel, Prewitt, dan Canny pada pengenalan pola. Berdasarkan hasil perbandingan penggunaan deteksi tepi, penelitian ini dapat disimpulkan penggunaan deteksi tepi Canny untuk *feature extraction* dapat meningkatkan akurasi dalam

mengenali sebuah pola. Sedangkan dalam proses klasifikasi menggunakan *k-Nearest Neighbors*, penggunaan *Manhattan Distance* untuk pengukuran jaraknya diperoleh hasil akurasi yang lebih tinggi [5].

Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan deteksi tepi dapat digunakan untuk mengidentifikasi berbagai objek dengan tingkat akurasi tinggi, penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur deteksi tepi dan klasifikasi *Probability Neural Network* (PNN) untuk mengidentifikasi jenis kain tapis. Operator deteksi tepi yang digunakan adalah Canny. Penelitian yang menjelaskan bahwa operator Canny memberikan hasil yang lebih baik dari operator deteksi tepi yang lain seperti Sobel, Prewitt, Roberts, Laplacian of Gaussian (LoG) [6]. Penelitian dengan judul identifikasi jenis kain tapis Lampung menggunakan ekstraksi fitur deteksi tepi dan klasifikasi *Probability Neural Network* (PNN) diharapkan mencapai akurasi yang tinggi.

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode mengidentifikasi kain tapis menggunakan ekstraksi fitur deteksi tepi (*Edge Detection*) dan klasifikasi *Probability Neural Network* (PNN). Objek penelitian ini meliputi tiga jenis kain tapis Bintang Perak, Sasab, dan Gunung Beradu. Eksperimen dilakukan dengan melakukan pengambilan gambar real data yang diperoleh dari kolektor yang ada di Bandar Lampung.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

Tepi citra (*edge*) adalah perubahan nilai intensitas derajat keabuan yang cepat/tiba-tiba (besar) dalam jarak yang singkat. Sedangkan deteksi tepi (*edge detection*) pada suatu citra adalah suatu proses yang menghasilkan tepi-tepi dari objek-objek citra. Deteksi tepi (*edge detection*) adalah operasi yang dijalankan untuk mendeteksi garis tepi (*edges*) yang membatasi dua wilayah citra homogen yang memiliki tingkat kecerahan yang berbeda juga menyebutkan bahwa deteksi tepi pada suatu citra adalah suatu proses yang menghasilkan tepi-tepi dari objek-objek citra, tujuannya adalah untuk menandai bagian yang menjadi detail citra. Untuk memperbaiki detail dari citra yang kabur, yang terjadi karena *error* atau adanya efek dari proses akuisisi citra. Serta untuk mengubah citra 2D menjadi bentuk kurva [7]. Tepian dapat dipandang sebagai lokasi piksel dimana terdapat nilai perbedaan intensitas citra, Sebuah *edge detector* bekerja dengan cara mengidentifikasi dan menonjolkan lokasi piksel yang memiliki karakteristik tersebut. Beberapa contoh kernel matriks pada deteksi tepi diantaranya adalah Roberts, Prewitt, Sobel, Laplacian of Gaussian (LoG), dan Canny [5].

### 2.1. Deteksi Tepi Canny (*Edge Detection*)

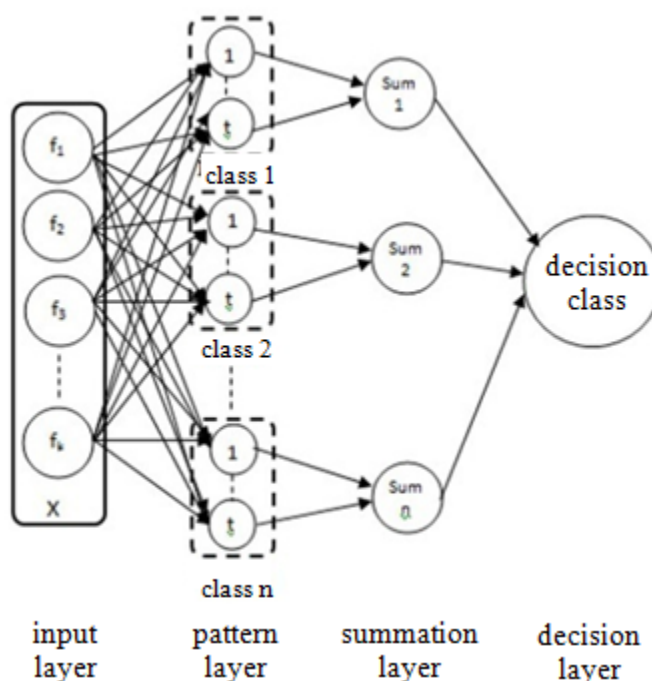
Operator canny, yang dikemukakan oleh John Canny pada tahun 1986, terkenal sebagai operator deteksi tepi yang optimal. Algoritma ini memberikan tingkat kesalahan yang rendah, melokalisasi titik-titik tepi (jarak piksel-piksel tepi yang ditemukan deteksi dan tepi yang sesungguhnya sangat pendek) dan hanya memberikan satu tanggapan untuk satu tepi [8]. Operator Canny memiliki beberapa kelebihan dalam mengekstrak tepian dengan kebebasan pemilihan parameter yang digunakan [9]. Operator Canny merupakan *edge detector* yang optimal dan memiliki kelebihan dari operator pendeteksi yang lain. Ada beberapa kriteria pendeteksi tepian paling optimum yang dapat dipenuhi oleh algoritma Canny [7].

Mendeteksi dengan baik (kriteria deteksi). Kemampuan untuk meletakkan dan menandai semua tepi yang ada sesuai dengan pemilihan parameter-parameter konvolusi yang dilakukan. Parameter konvolusi tersebut akan dibahas pada langkah *smoothing* [10]. Sekaligus juga memberikan fleksibilitas yang sangat tinggi dalam hal menentukan tingkat deteksi ketebalan tepi sesuai yang diinginkan [3].

Melokalisasi dengan baik (kriteria lokalisasi). Canny dimungkinkan dihasilkan jarak yang minimum antara tepi yang dideteksi dengan tepi yang asli yang berarti bahwa tepi yang dihasilkan tidak akan berbeda jauh dengan tepi aslinya [11]. Respon yang jelas (kriteria respon). Hanya ada satu respon untuk tiap tepi sehingga mudah dideteksi dan tidak menimbulkan kerancuan pada pengolahan citra selanjutnya. Pemilihan parameter deteksi tepi Canny sangat mempengaruhi hasil dari tepian yang dihasilkan. Beberapa parameter tersebut adalah nilai standar deviasi gaussian dan nilai ambang [12].

**2.2. Probability Neural Network (PNN)**

*Probabilistic neural network* (PNN) diusulkan oleh Donald Specht pada tahun 1990 sebagai alternatif dari *Back-Propagation Neural Network*. PNN memiliki beberapa kelebihan, yaitu proses pelatihan hanya memerlukan satu kali iterasi dan solusi diperoleh menggunakan pendekatan Bayesian [13]. Keuntungan utama menggunakan PNN adalah pelatihannya yang mudah dan cepat. Bobot bukan merupakan hasil pelatihan melainkan nilai yang akan menjadi masukan. Bobot yang ada tidak pernah berganti-ganti, hanya vektor baru yang dimasukkan ke dalam matriks bobot saat proses pelatihan. Struktur PNN memiliki 4 lapisan (*layer*) penyusun yaitu lapisan masukan, lapisan pola, lapisan penjumlahan, dan lapisan keputusan. Arsitektur dari PNN terdiri dari 4 *layer*, yaitu *input layer*, *pattern layer*, *summation layer*, dan *decision layer/output layer* seperti yang dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Struktur PPN [13]

Struktur PNN terdiri dari beberapa lapisan sebagai berikut:

1. Lapisan masukan (*input layer*).  
Lapisan masukan merupakan masukan  $x$  yang terdiri atas  $k$  nilai ciri yang akan diklasifikasikan pada salah satu kelas dari  $n$  kelas.
2. Lapisan pola (*pattern layer*).  
Lapisan pola dilakukan perkalian titik (*dot product*) antara masukan  $x$  dan vektor bobot  $x_A$ , yaitu  $Z_A = x \cdot x_{Ai}$ ,  $Z_A$  kemudian dibagi dengan bias ( $\sigma$ ) tertentu dan selanjutnya dimasukkan ke dalam fungsi *Parzen*, yaitu  $g(x) = \exp(-x)$ . Dengan demikian, persamaan yang digunakan pada lapisan pola adalah Persamaan 3 berikut:

$$g(x) = \exp\left(-\frac{(x-x_{Ai})^T(x-x_{Ai})}{2\sigma^2}\right) \dots \dots \dots (3)$$

dengan  $x_{Ai}$  menyatakan vektor latih kelas ke- $A$  urutan ke- $i$ .

3. Lapisan penjumlahan (*summation layer*)  
Lapisan penjumlahan, setiap pola pada masing-masing kelas dijumlahkan sehingga menghasilkan *probability density function* untuk setiap kelas. Persamaan 4 digunakan pada lapisan ini.

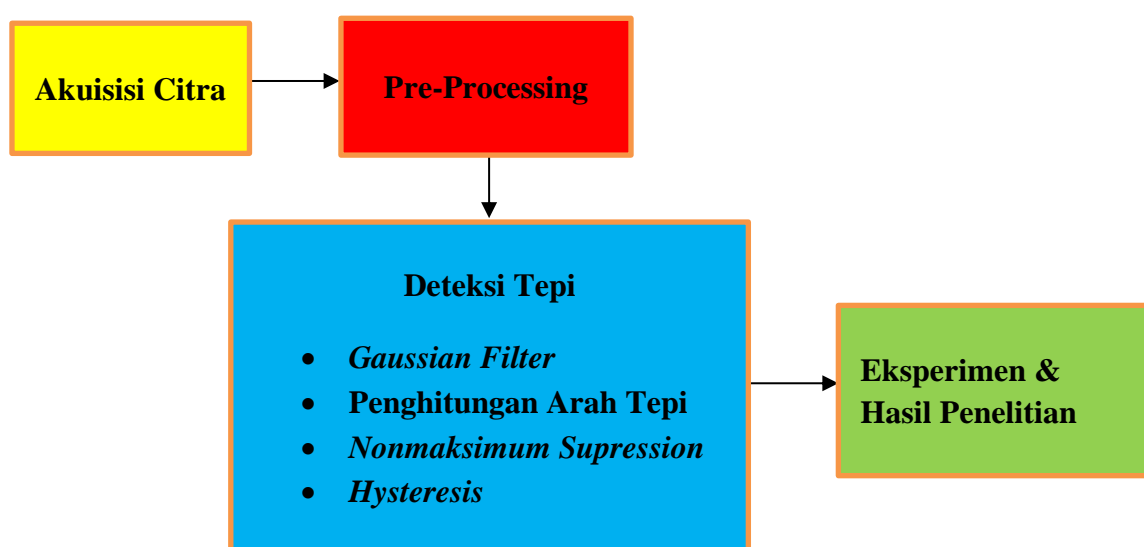
$$p(\omega_A)p(x|\omega_A) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}}\sigma^{dN_A}} \sum_{i=1}^{N_A} \exp\left(-\frac{(x-x_{Ai})^T(x-x_{Ai})}{2\sigma^2}\right) \dots\dots\dots (4)$$

dengan  $p(\omega_A)$  adalah peluang kelas  $c$ ,  $p(x|\omega_A)$  adalah peluang bersyarat  $x$  jika masuk ke dalam kelas  $c$ ,  $x_{Ai}$  adalah vektor latih kelas  $c$  urutan ke- $i$ ,  $d$  adalah dimensi vector masukan,  $N_A$  adalah jumlah pola pelatihan kelas  $c$ , dan  $\sigma$  adalah bias.

4. Lapisan keputusan (*output layer*)  
 Lapisan keputusan, masukan  $x$  akan diklasifikasikan ke kelas  $A$  jika nilai  $p_A(x)$  paling besar dibandingkan kelas lainnya. Perhitungan klasifikasi dalam PNN dapat dihitung menggunakan Persamaan 5:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Data cocok}}{\text{Jumlah data di-input}} \times 100\% \dots\dots\dots (5)$$

### 3. METODOLOGI PENELITIAN



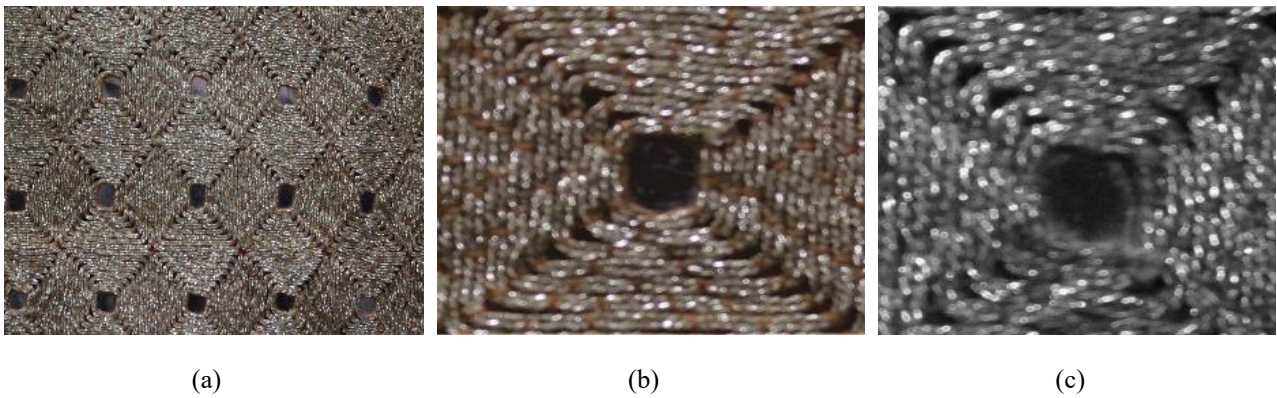
Gambar 3. Tahapan Penelitian

#### 3.1. Akuisisi Citra

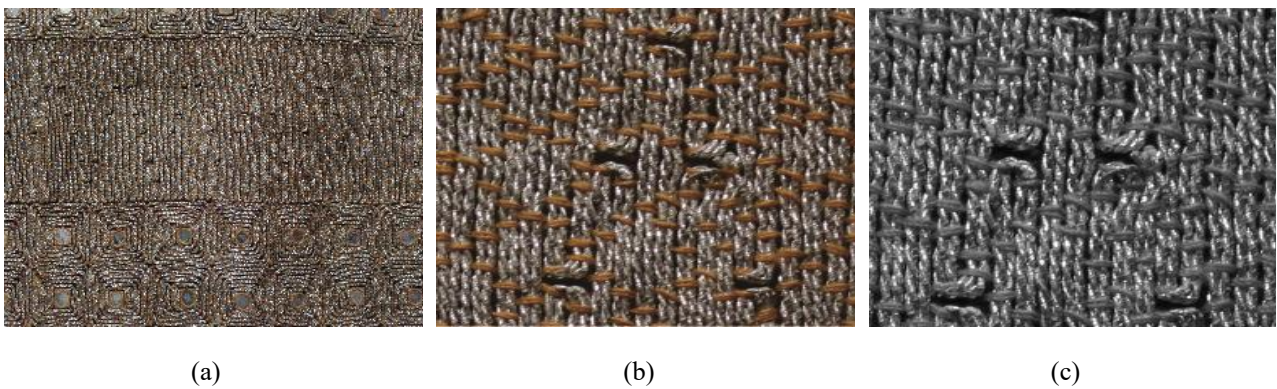
Sebelum melakukan tahapan ekstraksi fitur, terlebih dulu dilakukan proses akuisisi citra [14]. Akuisisi citra adalah proses mempersiapkan data yang akan dipergunakan sebagai objek penelitian [15]. Pada penelitian ini citra kain tapis dengan format .bmp berukuran 2912x5148 pixel. Ada tiga jenis citra kain tapis yang digunakan yaitu: Bintang Perak, Sasab, dan Gunung Beradu. Untuk masing-masing jenis kain tapis, kami mengambil 175 citra.

#### 3.2. Persiapan Citra (*Pre-processing*)

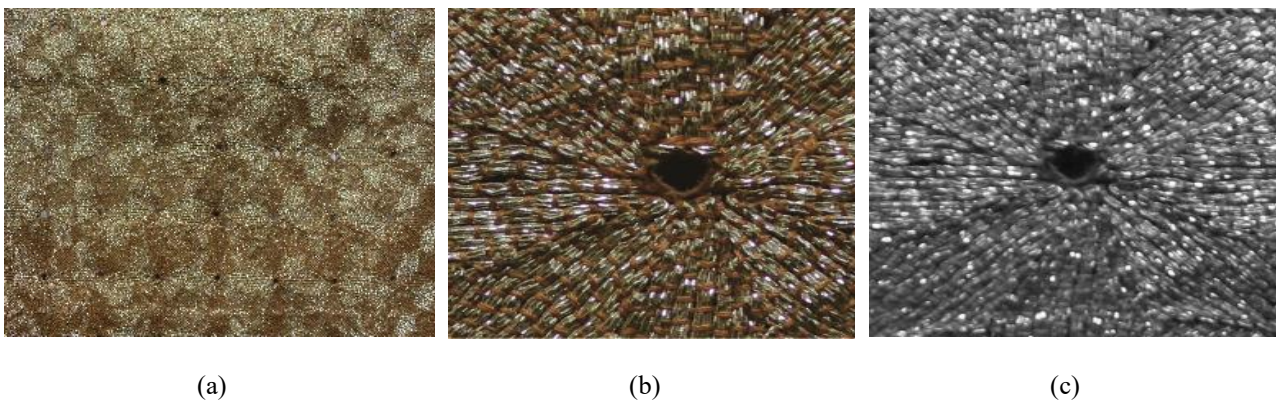
Selanjutnya dilakukan proses persiapan (*Pre-processing*) dari citra yang telah diakuisisikan. Pada proses ini dilakukan proses segmentasi. Proses segmentasi menggunakan Adobe dengan mengubah ukuran citra menjadi 256x256 pixel. Setelah itu dilakukan proses mentransformasi citra RGB menjadi citra *grayscale*. Citra *grayscale* digunakan sebagai masukan untuk proses ekstraksi fitur. Ilustrasi citra setelah dilakukan proses *pre-processing* ditunjukkan pada Gambar 4-6.



Gambar 4. (a) Image Kain Tapis Bintang Perak, (b) Image Kain Tapis Sasab, (c) Image Kain Tapis Gunung Beradu



Gambar 5. (a) Image Kain Tapis Bintang Perak (256×256), (b) Image Kain Tapis Sasab (256×256), (c) Image Kain Tapis Gunung Beradu (256×256)



Gambar 6. (a) Grayscale Kain Tapis Bintang Perak, (b) Grayscale Kain Tapis Sasab, (c) Grayscale Kain Tapis Gunung Beradu

### 3.3. Deteksi Tepi Canny (*Edge Detection*)

Metode yang digunakan dalam identifikasi ini adalah ekstraksi fitur *Edge Detection* (Canny). Ada empat tahapan pada deteksi tepi Canny:

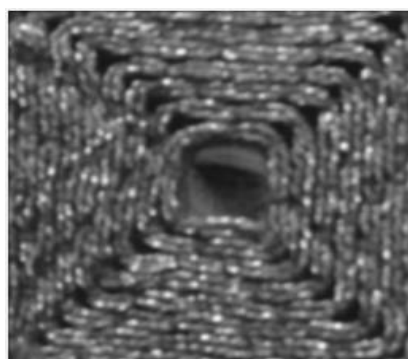
### 3.3.1 Gaussian Filter

Tahap pertama, gambar diperhalus untuk menghilangkan *noise* dengan *zero-mean* dan sigma sama dengan 1 Gaussian Kernel (Gambar 7), yang memiliki ukuran window 5×5. Citra hasil akan dilanjutkan dengan *Sobel filter* untuk menemukan gradiensinya di fase selanjutnya.

$$\frac{1}{273}$$

1	4	7	4	1
4	16	26	16	4
7	26	41	26	7
4	16	26	16	4
1	4	7	4	1

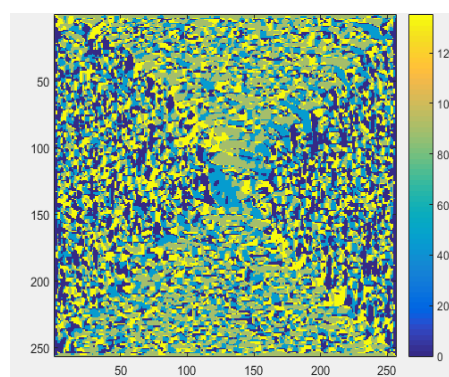
Gambar 7. Gaussian Kernel 5×5 [9]



Gambar 8. Image Hasil Proses *Smoothing* Tapis Bintang Perak

### 3.3.2 Penghitungan Arah Tepi

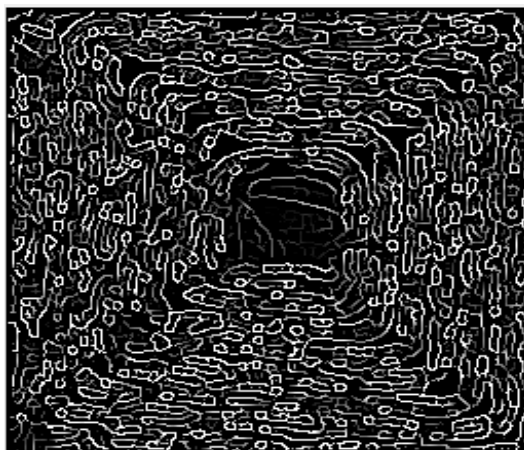
Tahapan ini ada peningkatan pada detektor tepi Canny tradisional. Peningkatan ini menggunakan ukuran *window Sobel filter* yang lebih besar yang menghilangkan lebih banyak *noise* dan mendeteksi tepi lebih akurat. Ukuran *window Sobel filter* yang digunakan adalah 7×7 sepanjang sumbu x dan y untuk gradien gambar.



Gambar 9. Image Hasil Perhitungan Arah Tepi Tapis Bintang Perak

### 3.3.3 *Non-maximum Suppression*

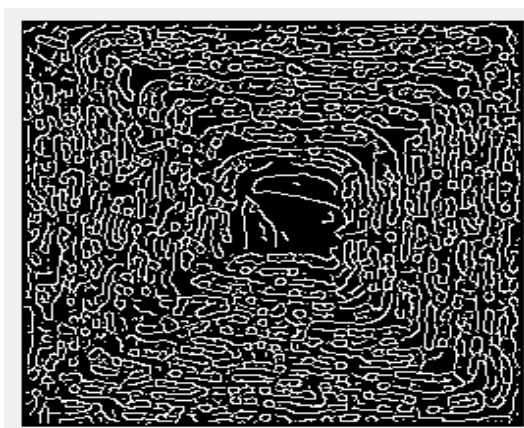
Setelah arah tepi diperoleh, tahap selanjutnya adalah *non-maximum suppression*, yaitu penghilangan nilai-nilai yang tidak maksimum. Proses ini melakukan perbandingan antara nilai suatu piksel citra dengan nilai piksel di sekitarnya. Apabila nilainya lebih besar maka dipertahankan, apabila lebih kecil maka diubah menjadi nol.



Gambar 10. Image Hasil *Non-maximum Suppression* Tapis Bintang Perak

### 3.3.4 *Hysteresis*

Proses ini menghilangkan garis-garis yang terputus-putus pada tepi objek citra. Tahap ini menerapkan *otsu thresholding* batas ambang (*threshold*) secara otomatis dari tingkat keabu-abuan histogram melalui analisis diskriminan. Analisis diskriminan tersebut diharapkan dapat memaksimalkan pemisahan objek (*foreground*) dan latar belakang (*background*).



Gambar 11. Image Hasil Deteksi Tepi Canny Tapis Bintang Perak

## 4. EKSPERIMEN DAN HASIL PENELITIAN

Hasil ekstraksi fitur dibagi menjadi 2 bagian yaitu data latih dan data uji. Teknik yang digunakan adalah *7-fold cross validation*. Dari 525 citra, 450 citra menjadi data latih sedangkan 75 citra lainnya menjadi data uji. Tiga jenis Kain Tapis, masing-masing 175 citra (150 data latih dan 25 data uji). Kain Tapis diimplementasikan dan di-*running* menggunakan Matlab.

Tabel 1. Jumlah data terdeteksi setiap fold untuk kelompok kain tapis Bintang Perak

FOLD	Uji Image #1	Jumlah	Latih Image #1	Jumlah	BIAS : 2.5	
					BENAR	SALAH
1	1-25	25	26-175	150	14	11
2	26-50	25	1-25 dan 51-175	150	14	11
3	51-75	25	1-50 dan 76-175	150	12	13
4	76-100	25	1-75 dan 101-175	150	15	10
5	101-125	25	1-100 dan 126-175	150	<b>23</b>	<b>2</b>
6	126-150	25	1-125 dan 151-175	150	16	9
7	151-175	25	1-150	150	16	9
<b>Best</b>					23	
<b>Worst</b>					12	
<b>Average</b>					15.71	
<b>sd</b>					3.49	

Tabel 2. Jumlah data terdeteksi setiap fold untuk kelompok kain tapis Gunung Beradu

FOLD	Uji Image #1	Jumlah	Latih Image #1	Jumlah	BIAS : 2.5	
					BENAR	SALAH
1	176-200	25	201-350	150	13	12
2	201-225	25	176-200 dan 226-350	150	12	13
3	226-250	25	176-225 dan 251-350	150	<b>18</b>	<b>7</b>
4	251-275	25	176-250 dan 276-350	150	9	16
5	276-300	25	176-275 dan 301-350	150	13	12
6	301-325	25	176-300 dan 326-350	150	13	12
7	326-350	25	176-325	150	14	11
<b>Best</b>					18	
<b>Worst</b>					9	
<b>Average</b>					13.14	
<b>sd</b>					2.67	

Tabel 3. Jumlah data terdeteksi setiap fold untuk kelompok kain tapis Sasab

FOLD	Uji Image #1	Jumlah	Latih Image #1	Jumlah	BIAS : 2.5	
					BENAR	SALAH
1	351-375	25	376-525	150	5	20
2	376-400	25	351-375 dan 401-525	150	4	21
3	401-425	25	351-400 dan 426-525	150	<b>15</b>	<b>10</b>
4	426-450	25	351-425 dan 451-525	150	10	15
5	451-475	25	351-450 dan 476-525	150	<b>15</b>	<b>10</b>
6	476-500	25	351-475 dan 501-525	150	3	22
7	501-525	25	351-500	150	3	22
<b>Best</b>					15	
<b>Worst</b>					3	
<b>Average</b>					7.85	
<b>sd</b>					5.42	

## 5. KESIMPULAN

Pada penelitian ini telah diimplementasikan metode ekstraksi fitur deteksi tepi Canny dan klasifikasi *Probability Neural Network* (PNN) untuk identifikasi kain tapis Lampung. Implementasi sistem dalam mengidentifikasi kain tapis dengan menggunakan ekstraksi fitur deteksi tepi Canny dan klasifikasi PNN kurang berhasil karena mendapatkan persentase 58,98%. Akurasi tertinggi diperoleh pada parameter  $\sigma$  (bias) 2.5. Nilai penghalus ( $\sigma$ ) yang diterapkan pada PNN dalam penelitian ini sudah cukup tepat yaitu 2.5. Bila nilai penghalus ( $\sigma$ ) yang diterapkan tidak tepat maka akurasi klasifikasi PNN akan berkurang.

Demikian pula dengan pola pelatihan PNN. Apabila pola pelatihan dan data masukan pada satu kelas yang sama sangat berbeda jauh nilainya, maka PNN akan melihat data masukan tersebut. Hal inilah yang nantinya akan mengakibatkan akurasi klasifikasi PNN turun cukup drastis.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Hamy and D. S. Suryawan, *Chic Mengolah Wastra Indonesia: Sulam Tapis Lampung*, Jakarta: Gramedia Pustaka Utama, 2011.
- [2] A. H. Kulkarni, "Automated Garment identification and defect detection model based on Texture Features and PNN," *International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology (IJLTET)*, vol. 1, no. 2, pp. 37-43, 2012.
- [3] A. Hasnat, J. Bohne, J. Milgram, S. Gentric and L. Chen, "DeepVisage: Making Face Recognition Simple yet With Powerful Generalization Skills," *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 1682-1691, 2017.
- [4] S. A. A. Bowo, A. Hidayatno and . R. R. Isnanto, "Analisis Deteksi Tepi Untuk Mengidentifikasi Pola Daun," Universitas Diponegoro, Semarang, 2011.
- [5] J. W. Yodha and A. W. Kurniawan, "Perbandingan Penggunaan Deteksi Tepi Dengan Metode Laplace, Sobel dan Prewit dan Canny Pada Pengenalan Pola," *Jurnal Techno.Com*, vol. 13, no. 3, pp. 189-197, 2014.
- [6] E. D. Ginting, "Deteksi Tepi Menggunakan Metode Canny Dengan Matlab Untuk Membedakan Uang Asli dan Uang Palsu," *Jurnal Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi, Industri Universitas Gunadarma*, vol. 1, no. 1, pp. 1-13, 2012.
- [7] W. Gazali, H. Soeparno and J. Ohliati, "Penerapan Metode Konvolusi Dalam Pengolahan Citra Digital," *Jurnal Mat Stat*, vol. 12, no. 2, pp. 103-113, 2012.
- [8] Sugiarto, "Perbandingan Nilai PSNR Pendeteksian Tepi Dengan Metode Canny dan Metode Sobel Pada Citra Warna," Universitas Teknologi Yogyakarta, Sleman, 2017.
- [9] B. Green and M. , *Canny Edge Detection Tutorial*, pp. 1-3, 2002.
- [10] I. D. Reja and A. J. Santoso, "Pengenalan Motif Sarung (Utan Maumere) Menggunakan Deteksi Tepi," *SEMINAR NASIONAL TEKNOLOGI INFORMASI & KOMUNIKASI TERAPAN 2013 (SEMANTIK 2013)*, vol. 3, no. 1, pp. 161-168, 2013.
- [11] J. W. Yodha and A. W. Kurniawan, "Pengenalan Motif Batik Menggunakan Deteksi Tepi Canny Dan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Techno.Com*, vol. 13, no. 4, pp. 251-262, 2014.
- [12] R. Maini and H. Aggarwal, "Study and Comparison of Various Image Edge Detection Techniques," *International Journal of Image Processing (IJIP)*, vol. 3, no. 1, pp. 1-11, 2009.

- [13] Y. Herdiyeni and N. K. S. Wahyuni, "Mobile application for Indonesian medicinal plants identification using Fuzzy Local Binary Pattern and Fuzzy Color Histogram," *ICACSYS 2012*, pp. 301-306, 2012.
- [14] R. Kusumanto and A. N. Tompunu, "Pengolahan Citra Digital Untuk Mendeteksi Warna Model Normalisasi RGB," *Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2011 (Semantik 2011)*, vol. 17, no. C, pp. 329-332, 2011.
- [15] S. A. Batubara, "Perancangan Aplikasi Pengolahan Citra Digital Untuk Menentukan Bibit Unggul Biji Kopi dengan Metode Canny Edge Detection," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 7, no. 3, pp. 421-425, 2020.