

## Identifikasi Konten Negatif pada Citra Digital Berbasis Tanda Vital Tubuh Menggunakan Ekstraksi Fitur GLCM dan Warna YCbCr

Denny Hardiyanto<sup>1</sup>, Dyah Anggun Sartika<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Institut Sains & Teknologi AKPRIND Yogyakarta.

### Informasi Artikel

Naskah Diterima : 16 Maret 2017

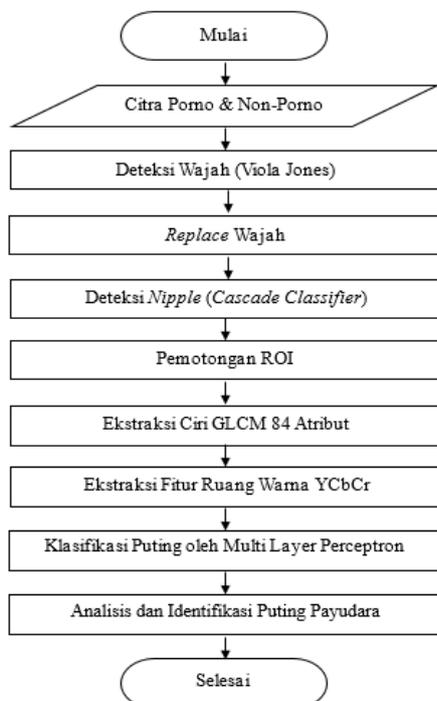
Direvisi : 14 April 2017

Disetujui : 15 Juni 2017

\*Korespondensi Penulis :  
denny.hardiyanto@akprind.ac.id

### Graphical abstract

	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1. China*	620.7	643.6	669.8	700.1	736.2	777.0
2. US**	246.0	252.9	259.3	264.9	269.7	274.1
3. India	167.2	215.6	252.3	283.8	313.8	346.3
4. Brazil	99.2	107.7	113.7	119.8	123.3	125.9
5. Japan	100.0	102.1	103.6	104.5	105.0	105.4
6. Indonesia	72.8	83.7	93.4	102.8	112.6	123.0
7. Russia	77.5	82.9	87.3	91.4	94.3	96.6
8. Germany	59.5	61.6	62.2	62.5	62.7	62.7
9. Mexico	53.1	59.4	65.1	70.7	75.7	80.4
10. Nigeria	51.8	57.7	63.2	69.1	76.2	84.3
11. UK**	48.8	50.1	51.3	52.4	53.4	54.3
12. France	48.8	49.7	50.5	51.2	51.9	52.5
13. Philippines	42.3	48.0	53.7	59.1	64.5	69.3



### Abstract

Currently, the rapid development of information technology causes various positive impacts and negative impacts. All information (positive and negative contents) are available on the internet. They can easily accessible by various community members including students. Negative content or pornography contained in the internet can have adverse effects, affect the psychological and mental state, especially among students. The purpose of this research is to develop a system for identifying negative content based on the detection of the body's vital signs. The object of the body's vital signs is the nipple. The proposed method is a combination of face detection and face replace to reduce false positive error in the face area. Furthermore, Haar-Cascade Classifier training uses 1000 positive images data (nipple images) and 8000 negative images data (images that not contain of nipple). The feature extraction stage uses the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) 84 attribute and the result is continued YCbCr color space feature extraction process. The classification process use Multi Layer Perceptron with architecture of 10 neurons and 1 hidden layer. By using 158 data of nipple candidate objects, this research was able to detect nipple content with accuracy value of 90,3%, specificity value of 84,60%, and sensitivity value of 92,4%. This is shows that the addition of YCbCr color space feature extraction can increase the accuracy value of 0.9% and the sensitivity value of 1.04%.

**Keywords:** Nipple Detection, GLCM, porn, YCbCr space color

### Abstrak

Perkembangan teknologi informasi yang semakin pesat seperti saat ini menyebabkan berbagai dampak positif dan dampak negatif. Segala informasi (konten positif dan negatif) tersedia di internet dan dengan mudah diakses oleh berbagai kalangan masyarakat diantaranya adalah pelajar. Konten negatif (pornografi) yang terkandung di dalam internet dapat berdampak buruk dan mempengaruhi keadaan psikis maupun mental khususnya kalangan pelajar. Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan sistem untuk identifikasi konten negatif berbasis deteksi tanda vital tubuh. Objek penelitian tanda vital tubuh adalah puting payudara. Metode yang diusulkan adalah kombinasi deteksi wajah dan replace wajah untuk mengurangi tingkat kesalahan deteksi di area wajah. Selanjutnya pelatihan Haar-Cascade Classifier menggunakan 1000 data citra positif (citra berkonten puting payudara) dan 8000 data citra negatif (tidak berkonten puting payudara) untuk mendeteksi adanya puting payudara pada citra digital. Tahapan ekstraksi fitur menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) 84 atribut, hasilnya dilanjutkan proses ekstraksi fitur warna YCbCr. Klasifikasi yang digunakan adalah Multi Layer Perceptron dengan arsitektur 10 neuron dan 1 layer tersembunyi. Dengan menggunakan 158 data objek kandidat puting payudara, penelitian ini mampu mendeteksi konten puting payudara dengan nilai akurasi 90,3%, nilai spesifisitas 84,60%, dan nilai sensitivitas 92,4%. Hal ini menunjukkan bahwa penambahan ekstraksi fitur warna YCbCr mampu menaikkan nilai akurasi 0,9% dan nilai sensitivitas 1,04%.

**Kata kunci:** Deteksi Puting Payudara, GLCM, pornografi, YCbCr

© 2017 Penerbit Jurusan Teknik Elektro UNTIRTA Press. All rights reserved

## 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi yang semakin pesat seperti saat ini menyebabkan berbagai dampak positif dan dampak negatif. Segala informasi (konten positif dan negatif) tersedia di internet dan dengan mudah diakses oleh berbagai kalangan masyarakat diantaranya adalah kalangan pelajar. Konten negatif (pornografi) yang terkandung di dalam internet dapat berdampak buruk dan mempengaruhi keadaan psikis maupun mental khususnya para kalangan pelajar yang mengaksesnya. Sebagai generasi penerus bangsa, generasi pelajar haruslah dibekali dengan kesiapan mental dan keteguhan iman sehingga generasi ini akan lebih produktif, kreatif dan memajukan Negara Indonesia. Pengguna internet di Indonesia termasuk dalam kategori medium yang artinya penggunaan internet merata di berbagai wilayah di Indonesia. Sebagaimana data yang telah disajikan oleh Kementerian Komunikasi dan Informatika RI bahwa Indonesia menduduki peringkat enam dunia sebagai pengguna internet.

Tabel 1. Data Pengguna Internet Tahun 2013 – 2018 [1]

	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1. China*	620.7	643.6	669.8	700.1	736.2	777.0
2. US**	246.0	252.9	259.3	264.9	269.7	274.1
3. India	167.2	215.6	252.3	283.8	313.8	346.3
4. Brazil	99.2	107.7	113.7	119.8	123.3	125.9
5. Japan	100.0	102.1	103.6	104.5	105.0	105.4
6. Indonesia	72.8	83.7	93.4	102.8	112.6	123.0
7. Russia	77.5	82.9	87.3	91.4	94.3	96.6
8. Germany	59.5	61.6	62.2	62.5	62.7	62.7
9. Mexico	53.1	59.4	65.1	70.7	75.7	80.4
10. Nigeria	51.8	57.7	63.2	69.1	76.2	84.3
11. UK**	48.8	50.1	51.3	52.4	53.4	54.3
12. France	48.8	49.7	50.5	51.2	51.9	52.5
13. Philippines	42.3	48.0	53.7	59.1	64.5	69.3
14. Turkey	36.6	41.0	44.7	47.7	50.7	53.5
15. Vietnam	36.6	40.5	44.4	48.2	52.1	55.8
16. South Korea	40.1	40.4	40.6	40.7	40.9	41.0
17. Egypt	34.1	36.0	38.3	40.9	43.9	47.4
18. Italy	34.5	35.8	36.2	37.2	37.5	37.7
19. Spain	30.5	31.6	32.3	33.0	33.5	33.9
20. Canada	27.7	28.3	28.8	29.4	29.9	30.4
21. Argentina	25.0	27.1	29.0	29.8	30.5	31.1
22. Colombia	24.2	26.5	28.6	29.4	30.5	31.3
23. Thailand	22.7	24.3	26.0	27.6	29.1	30.6
24. Poland	22.6	22.9	23.3	23.7	24.0	24.3
25. South Africa	20.1	22.7	25.0	27.2	29.2	30.9
<b>Worldwide***</b>	<b>2,692.9</b>	<b>2,892.7</b>	<b>3,072.6</b>	<b>3,246.3</b>	<b>3,419.9</b>	<b>3,600.2</b>

Hal ini menunjukkan bahwa internet menjadi hal yang penting dalam menggali informasi dan diakses di berbagai sektor perindustrian. Kamus KBBI (Kamus Besar Bahasa Indonesia) menyebutkan bahwa pornografi merupakan penggambaran tingkah laku secara erotis dengan lukisan atau tulisan untuk membangkitkan nafsu birahi, bahan bacaan yang dengan disengaja, dan semata-mata dirancang untuk membangkitkan nafsu birahi seks [2]. Selain itu, pornografi juga mengandung unsur SARA (Suku, Agama, Ras, dan Antargolongan) sehingga sangat bertentangan dengan Negara Pancasila seperti di Indonesia.

Perkembangan penelitian terhadap penyaringan konten negatif semakin maju seiring dengan perkembangan ilmu pengetahuan, perkembangan teknologi informasi, dan perkembangan *software*

*machine learning*. Segala jenis algoritme digunakan untuk memberikan solusi dalam penanggulangan serta pemblokiran konten negatif khususnya di internet [3]. Penelitian dimulai dengan adanya penapisan teks yang mengandung unsur pornografi (pengenalan kata-kata yang sifatnya dapat menimbulkan gairah dari pembaca), kemudian penapisan terhadap gambar-gambar wanita maupun pria telanjang dan video panas. Penelitian tentang konten negatif khususnya untuk foto, gambar, maupun video terbagi menjadi dua jenis yaitu penelitian berdasarkan deteksi area kulit seperti yang telah dikerjakan oleh [4], [5], [6], [7]. Kulit merupakan bagian dari tubuh yang dapat dijadikan acuan dalam kategori pornografi. Deteksi tanda vital tubuh (seperti dada, puting payudara, dan alat kelamin) merupakan cara yang digunakan untuk mendeteksi adanya unsur pornografi pada citra digital maupun video. Selanjutnya, penelitian yang dikerjakan oleh Adji dkk [8] tentang penyaringan konten negatif berbasis lokalisasi area kulit dan homomorphic filter. Penelitian tersebut bertujuan untuk mengidentifikasi citra porno dengan menghitung persentase rasio area kulit terdeteksi berbanding dengan area citra keseluruhan. Apabila rasio perbandingan di atas ambang *threshold* penelitian, maka citra tersebut dianggap sebagai citra porno. Akan tetapi, penelitian konten negatif berdasarkan deteksi area kulit memiliki kelemahan yang belum teratasi oleh sistem, diantaranya kemiripan warna latar citra dengan warna kulit manusia (seperti warna tembok, kayu, pasir, korden, kucing, dll). Oleh karena itu, pada penelitian kali ini diusulkan metode untuk mendeteksi tanda vital tubuh berbasis deteksi puting payudara.

Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan sistem untuk identifikasi konten negatif berbasis deteksi tanda vital tubuh dengan metode GLCM dan ruang warna YCbCr. Objek penelitian tanda vital tubuh adalah puting payudara.

## 2. STUDI PUSTAKA

Penelitian berbasis tanda vital tubuh seperti yang telah dikerjakan oleh Wang dkk [9], tentang deteksi puting payudara pada tubuh dengan algoritme pelatihan AdaBoost. AdaBoost merupakan salah satu *machine learning* klasifikasi yang sering digunakan dalam penelitian untuk mendeteksi sebuah objek menggunakan pelatihan fitur. Fitur yang sering digunakan adalah fitur *Haar-like*, *Histogram of Oriented Gradient* (HOG), dan *Linear Binary Pattern* (LBP). Kemudian dilakukan algoritme *template matching* untuk menyamakan bentuk objek dengan *template* yang telah dibuat. Adapun kekurangan dari penelitian Wang adalah masih banyak terjadi kesalahan pada objek yang memiliki kemiripan bentuk dengan puting payudara.

Kemudian pada tahun berikutnya, Pengyu dkk [10] mengerjakan hal yang sama dengan Wang, yaitu mendeteksi puting payudara dengan melakukan pelatihan dataset dengan AdaBoost atau *Cascade Classifier*. Akan tetapi, perbedaan dengan Wang, Pengyu menambahkan fitur *Extended Haar* dan fitur *Joint* untuk mendeteksi objek puting payudara. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ada peningkatan akurasi 90,37%. Kesalahan deteksi berkurang dengan adanya penambahan jenis fitur tersebut.

Selanjutnya, Hidayattullah dkk [11] melakukan penelitian yang sama dengan Wang, yaitu mendeteksi puting payudara dengan melakukan pelatihan dataset citra puting payudara dengan *machine learning* AdaBoost. Data yang digunakan sebagai data latih sedikit sehingga keakuratan dalam melakukan deteksi masih kurang. Selain itu, penelitian ini masih sangat sederhana, belum ada penambahan atau kombinasi algoritme, sehingga masih terdapat banyak kesalahan (*false positive*) khususnya pada citra non-porno. Seperti penelitian Wang, yaitu kesalahan deteksi terjadi pada objek yang memiliki bentuk dan tekstur yang mirip dengan puting payudara, misalnya objek berbentuk lingkaran kecil, objek seperti polkadot, dan lain sebagainya.

Kemudian berikutnya Verapluth dkk [12] memberikan ide-ide baru dalam mendeteksi puting payudara. Metode yang dilakukan adalah menghitung area proporsional tubuh ideal wanita dalam citra digital. Bagian tubuh tersebut dibagi menjadi beberapa area sehingga diperoleh area dada yang telah tersegmentasi. Pada area dada yang telah tersegmentasi tersebut, dilakukan deteksi puting payudara. Penelitian tersebut menjadi suatu ide baru dalam mendeteksi puting payudara wanita. Akan tetapi, kelemahan metode yang ditawarkan Verapluth adalah tidak bisa menghitung area proporsional tubuh wanita ketika tubuh tersebut dalam posisi horizontal atau tiduran. Hal ini dikarenakan, algoritme yang diterapkan adalah penghitungan area yang dimulai dari titik atas menuju bawah.

Dengan kata lain, apabila pose tubuh itu miring atau tegak lurus dengan citra, metode tidak dapat diterapkan.

Selain meneliti cara identifikasi tanda vital tubuh manusia, banyak peneliti yang mengembangkan metode identifikasi warna kulit manusia berdasarkan ekstraksi ruang warna RGB, YCbCr, dan lainnya. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Jinxin Ruan, dkk [13] bahwa ruang warna RGB setiap komponen merepresentasikan tidak hanya warna tetapi juga iluminasi. Di dalam penelitiannya, dipilih ruang warna YCbCr sebagai solusi yang tepat dalam mengatasi masalah iluminasi yang disebabkan oleh kondisi cahaya pada citra. Ruang warna ini dikembangkan dari sistem TV dan banyak digunakan dalam standar kompresi JPEG, MPEG, maupun video digital lainnya. YCbCr merepresentasikan sebuah iluminansi yang terpisahkan oleh sebuah ruang warna.

Pada tahun 2011, Jorge dkk [3] telah mengembangkan deteksi pornografi berdasarkan persentasi pixel yang terdeteksi sebagai kulit pada citra dan memanfaatkan ruang warna YCbCr dan HSV sebagai segmentasi kulitnya. Hasil penelitiannya diaplikasikan pada *software Paraben's Porn detection* dan *FTK Explicit Image Detection*.

Pada tahun 2015, denny dkk [3] melakukan penelitian terkait dengan penapisan konten negatif pada video. Adapun metode yang dilakukan adalah mengekstraksi video menjadi frame-frame citra digital sebanyak 256 frame dengan interval waktu yang merata. Selanjutnya 256 frame terpilih tersebut dilakukan klasifikasi citra dan diberlakukan metode deteksi kulit berdasarkan metode segmentasi warna YCbCr untuk mendeteksi adanya unsur pornografi. Jika nilai unsur pornografi lebih tinggi dari batas threshold yang diberikan oleh peneliti, maka frame pada video tersebut dianggap porno atau berkonten negatif. Ide tersebut memberikan suatu pemikiran yang bagus dalam mendeteksi unsur pornografi pada sebuah video.

Selanjutnya di tahun 2016, denny dkk [14] melakukan penelitian tentang penapis konten negatif pada citra digital. Adapun objek yang diteliti adalah tanda vital tubuh (puting payudara). Metode yang diusulkan adalah melakukan kombinasi antara deteksi wajah dan *replace wajah* untuk mengurangi kesalahan deteksi di area wajah (*false positif*). Selanjutnya dilakukan pelatihan pengenalan puting melalui *Cascade Classifier* dengan menggunakan 1000 data latih citra positif puting dan 8000 data latih citra negatif selain puting. Selanjutnya dilakukan ekstraksi fitur statistika warna dan klasifikasi yang digunakan adalah klasifikasi MLP dengan 10 neuron dan 1 layer tersembunyi.

### 3. METODE DAN DATASET

Pada Bab III ini, akan dibahas tentang tahapan metode yang diusulkan oleh peneliti, dataset yang digunakan dalam penelitian.

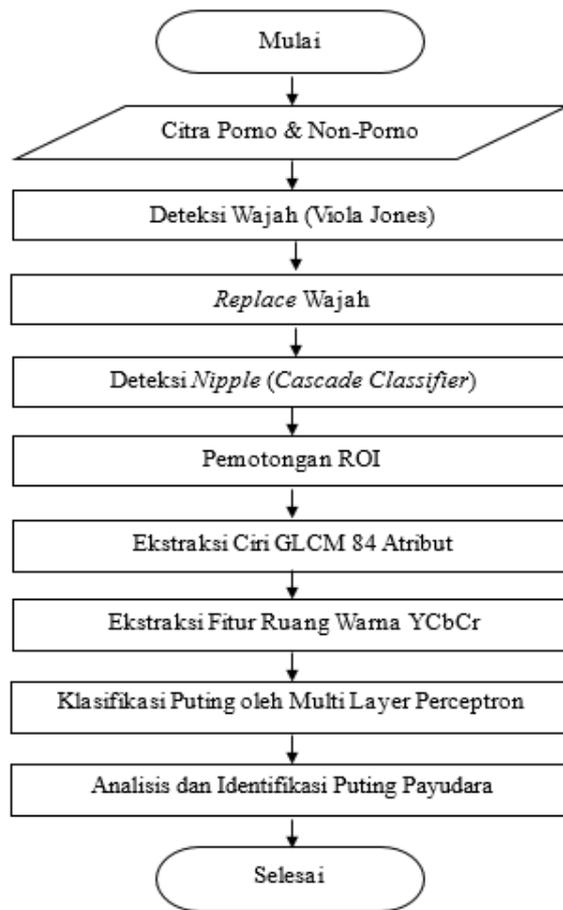
#### A. Dataset

Pada penelitian ini, dataset atau citra yang digunakan berasal dari pihak ketiga (internet) melalui Google. Citra yang digunakan terdiri atas citra porno (citra yang mengandung konten puting) dan citra non-porno (citra bebas dan tidak mengandung konten puting payudara). Dalam melakukan pelatihan algoritme *Cascade Classifier* melalui Adaboost digunakan 1000 data citra positif (citra mengandung konten puting) dan 8000 data citra negatif (citra tidak berkonten puting). Proses pre-pengujian deteksi wajah menggunakan 100 data citra. roses klasifikasi menggunakan *Multi Layer Perceptron* (MLP) dan menggunakan 158 data citra ROI kandidat puting.

Penelitian ini dikerjakan pada sebuah laptop dengan spesifikasi *processor* Intel Core i5-4210U CPU @1.7GHz, RAM 8 *Gigabyte* dan sistem operasi Windows 7 64 bit. *Software* yang digunakan meliputi MATLAB 2014a, Python, dan *Machine Learning Weka Copyright University of Waikato Hamilton, New Zealand*.

#### B. Metode Penelitian

Pada penelitian ini, terdapat beberapa tahapan algoritme yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Perancangan Sistem

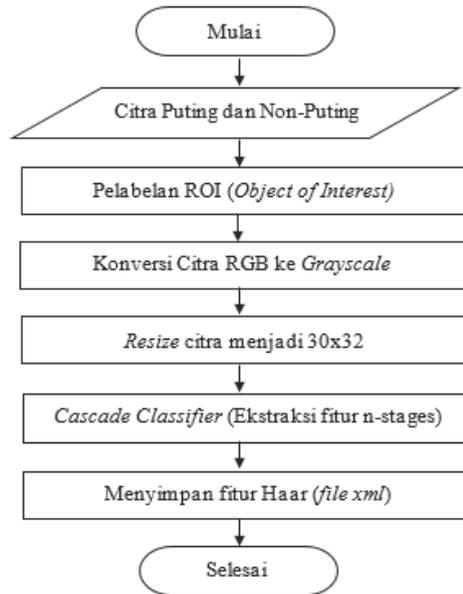
*Input* citra berupa citra porno (mengandung konten puting) dan citra non-porno. Proses selanjutnya akan dijelaskan secara bertahap sebagai berikut:

#### 1) *Deteksi Wajah dan Replace Wajah*

Pada penelitian sebelumnya, banyak kesalahan yang terjadi (*false positive*) pada area wajah, yaitu mata dianggap sebagai puting payudara dan lain sebagainya. Oleh karena itu, deteksi wajah merupakan tahapan penting dalam penelitian ini, karena deteksi wajah berperan sebagai filter pertama sebelum dilakukannya proses deteksi puting payudara. Deteksi wajah yang digunakan adalah deteksi yang diusulkan oleh Viola Jones [15]. Setelah ditemukannya area wajah, lalu dilakukan proses *replace* wajah. Semua intensitas piksel dalam ROI wajah, dikalikan dengan nilai 0 sehingga menjadi berwarna hitam. *Replace* wajah bertujuan untuk menggantikan wajah untuk mengurangi *false positive* (FP) pada deteksi puting payudara.

#### 2) *Deteksi Puting Payudara*

Pada proses deteksi puting payudara, terbagi menjadi dua proses yaitu proses pelatihan dan proses pengujian. Algoritme yang digunakan dalam proses pelatihan adalah *Cascade Classifier* (algoritme klasifikasi bertingkat). Algoritme ini merupakan pengembangan dari metode Viola Jones dengan menggunakan fitur *Haar-like*. Pada proses pelatihan, digunakan 1000 data citra positif (citra porno mengandung puting payudara) dan 8500 data citra negatif (citra bukan porno dan biasanya merupakan *background* dari *object of interest*). Adapun tahapan pelatihan deteksi puting ini ditunjukkan oleh Gambar 2.



Gambar 2. Tahapan Pelatihan Deteksi Puting Payudara [14]

1) *Pemotongan ROI*

Pada proses sebelumnya, telah dilakukan deteksi puting payudara menggunakan algoritma *Cascade Classifier*. Hasil deteksi ditunjukkan dengan adanya ROI pada objek terdeteksi kandidat puting. Kemudian, objek kandidat puting yang dilakukan ROI dipotong dan diproses pada tahapan selanjutnya. Jumlah ROI kandidat puting payudara pada sebuah citra masih sangat banyak, karena algoritme pelatihan *Cascade Classifier* masih mendeteksi objek-objek mirip puting payudara dalam citra tersebut sehingga dibutuhkan proses selanjutnya.

2) *Ekstraksi Fitur Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)*

Citra input pada proses ekstraksi fitur merupakan citra objek kandidat puting payudara yang telah diproses pada tahapan sebelumnya. Kandidat-kandidat puting payudara tersebut dikumpulkan untuk dilakukan ekstraksi fitur guna mendapatkan keakuratan dalam deteksi puting payudara. Ekstraksi fitur dimaksudkan untuk mendapatkan nilai fitur suatu objek berdasarkan hubungan nilai intensitas piksel suatu citra. Pada penelitian ini, digunakan 84 fitur tekstur GLCM. Adapun 84 fitur GLCM tersebut terdiri dari 21 fitur pada masing-masing sudut 0°, 45°, 90°, dan 135°. Haralick mengusulkan 13 fitur GLCM [16] meliputi:

$$ASM = \sum_i \sum_j \{p(i, j)\}^2 \tag{1}$$

$$Contrast = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \{ \sum_{|i-j|=n} p(i, j) \} \tag{2}$$

$$Correlation = \frac{\sum_{i=1} \sum_{j=1} p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \tag{3}$$

$$SSVar = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 p(i, j) \tag{4}$$

$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i, j) \tag{5}$$

$$SAV = \sum_{i=2}^{2N_g} i \cdot p_{x+y}(i) \tag{6}$$

$$SEntro = - \sum_{i=2}^{2N_g} p_{x+y}(i) \log_2 \{ p_{x+y}(i) \} \tag{7}$$

$$SVar = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - f_7)^2 p_{x+y}(i) \tag{8}$$

$$Entro = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log_2 p(i, j) \tag{9}$$

$$DVar = \text{varian dari } p_{x-y} \tag{10}$$

$$DEntro = - \sum_{i=0}^{N_g-1} p_{x-y}(i) \log_2\{p_{x-y}(i)\} \quad (11)$$

$$IMCorr1 = \frac{HXY-HXY1}{\max\{HX, HY\}} \quad (12)$$

$$IMCorr2 = (1 - \exp[-2(HXY2 - HXY)])^{1/2} \quad (13)$$

Selain 13 fitur di atas, Soh dan Tsatsoulis mengusulkan 5 fitur GLCM lain, [17] yaitu:

$$ACorr = \sum_i \sum_j (ij) \cdot p(i, j) \quad (14)$$

$$Dissi = \sum_i \sum_j |i - j| \cdot p(i, j) \quad (15)$$

$$CShade = \sum_i \sum_j (i + j - \mu_x - \mu_y)^3 \cdot p(i, j) \quad (16)$$

$$CProm = \sum_i \sum_j (i + j - \mu_x - \mu_y)^4 \cdot p(i, j) \quad (17)$$

$$MProb = MAX p(i, j) \quad (18)$$

Clausi juga mengusulkan 3 fitur lagi sebagai pelengkap fitur GLCM di atas [18], yaitu *Inverse Difference (IDiff)*, *Inverse Difference Moment Normalized (IDN)*, dan *Inverse Difference Normalized (INN)* dengan formula yakni:

$$IDiff = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1+|i-j|} \quad (19)$$

$$INN = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1+|i-j|/N_g} \quad (20)$$

$$IDN = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1+|i-j|^2/(N_g)^2} \quad (21)$$

Persamaan (1) sampai dengan Persamaan (21) dikomputasikan pada semua sudut 0°, 45°, 90°, dan 135°, sehingga diperoleh hasil sebanyak 84 fitur GLCM.

### 3) Ekstraksi Fitur Ruang Warna YCbCr

Sebagaimana telah dijelaskan pada bab II, ruang warna YCbCr dipilih untuk mendeteksi warna kulit tubuh manusia dikarenakan ruang warna ini mampu mengeliminasi iluminasi yang ditimbulkan oleh efek cahaya kamera maupun tv [13]. Citra objek kandidat puting tersebut dikonversi dari ruang warna RGB ke ruang warna YCbCr dengan rumus ditunjukkan pada Persamaan (22) [5]:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.169 & -0.332 & 0.500 \\ 0.500 & -0.419 & -0.081 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad (22)$$

YCbCr adalah ruang warna yang sering digunakan dalam sistem video dan fotografi digital. Y merepresentasikan komponen luminansi, sedangkan Cb dan C merepresentasikan komponen krominansi dari warna merah dan biru. Pada ruang warna ini, sebuah pixel diklasifikasikan sebagai kulit apabila memenuhi kondisi berikut [5]:

$$Cr \leq 1.5862 * Cb + 20 \quad (23)$$

$$Cr \geq 0.3448 * Cb + 76.2069 \quad (24)$$

$$Cr \geq -4.5652 * Cb + 234.5652 \quad (25)$$

$$Cr \leq -1.15 * Cb + 301.75 \quad (26)$$

$$Cr \leq -2.2857 * Cb + 432.85 \quad (27)$$

Sehingga ruang warna YCbCr merupakan pilihan yang tepat digunakan dalam ekstraksi warna kulit untuk membedakan objek puting dengan objek-objek lainnya mirip puting berdasarkan warnanya. Proses ini digunakan pada citra kandidat puting payudara yang telah ter-*crop* dan melewati tahapan seleksi pada fitur GLCM.

#### 4) *Klasifikasi Multi Layer Perceptron (MLP)*

Klasifikasi MLP merupakan klasifikasi yang sering digunakan dalam berbagai penelitian untuk menentukan sebuah *decision* karena MLP mempunyai algoritme penyesuaian nilai error sehingga nilai error sistem dapat dibuat serendah mungkin. Proses pembelajaran yang digunakan adalah *Back Error Propagation* (BEP). Hal ini dikarenakan, MLP mampu menyesuaikan bobot selama pelatihan berlangsung, sehingga menghasilkan nilai error yang cukup rendah. Pada tahapan klasifikasi ini, digunakan 158 data citra kandidat puting payudara sebagai data pelatihan sekaligus data pengujian. Tahapan pengujian dilakukan dengan menggunakan metode *Cross Fold Validation* pada software Weka. Metode *Cross Fold Validation* adalah metode yang memungkinkan seluruh dataset menjadi data pelatihan sekaligus data pengujian. Dengan menggunakan bilangan Fold 10 (*default*) yang artinya dilakukan pengacakan sebanyak 10 kali memungkinkan untuk memvalidasi data penelitian yang jumlahnya sedikit. Namun sebelumnya, dilakukan penelitian jaringan MLP untuk menentukan banyak jumlah neuron dan lapisan layer tersembunyi untuk mendapatkan nilai akurasi paling tinggi. Sesuai dengan hasil penelitian sebelumnya, denny dkk [14], diperoleh nilai akurasi tertinggi dengan menggunakan arsitektur jaringan neuron 10 dan 1 lapisan tersembunyi.

#### 5) *Proses Analisis dan Identifikasi Objek Puting*

Proses analisis dilakukan dengan cara menyajikan nilai akurasi, nilai spesifisitas, dan nilai sensitivitas. Nilai akurasi berdasarkan pengujian data terdiri dari *True Positive* (TP) adalah terklasifikasi secara benar untuk citra puting payudara. *False Positive* (FP) adalah terklasifikasi salah, misalnya citra tidak mengandung konten puting payudara terklasifikasi sebagai citra porno. *True Negative* (TN) adalah terklasifikasi secara benar untuk citra tidak porno. *False Negative* (FN) adalah terklasifikasi salah, misalnya citra porno (mengandung konten puting payudara terklasifikasi sebagai citra nonporno. Adapun formula yang dijadikan sebagai parameter hasil penelitian ditunjukkan pada Persamaan (28), Persamaan (29), dan Persamaan (30).

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \times 100\% \quad (28)$$

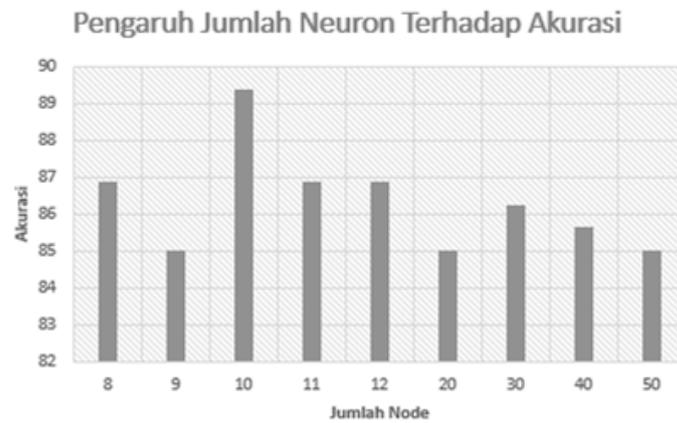
$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (29)$$

$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{FP+TN} \times 100\% \quad (30)$$

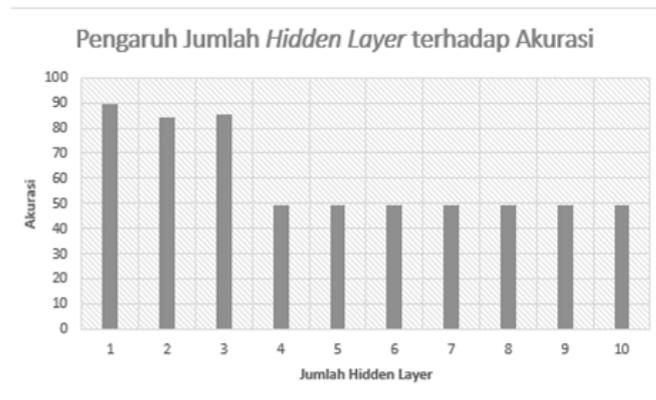
## 4. HASIL DAN ANALISIS

### A. *Arsitektur Jaringan Multi Layer Perceptron (MLP)*

Sebelum dilakukannya proses klasifikasi, terlebih dahulu dilakukan penentuan arsitektur jaringan *Multi Layer Perceptron* (MLP). Proses pembelajaran yang diterapkan pada metode MLP ini adalah pembelajaran *Back Error Propagation* (BEP) yang artinya MLP mampu menyesuaikan bobot selama pelatihan berlangsung. Sesuai dengan penelitian yang dilakukan denny dkk [14], berikut hasil penelitian tentang pengaruh jumlah neuron dan layer tersembunyi terhadap nilai akurasi ditunjukkan berturut-turut pada Gambar 3 Gambar 4.



Gambar 3. Pengaruh Jumlah Neuron Terhadap Akurasi

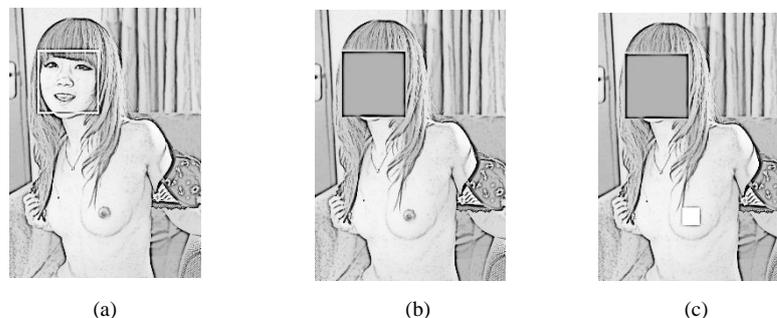


Gambar 4. Pengaruh Layer Tersembunyi Terhadap Akurasi

Dari Gambar 3 dan Gambar 4 diperoleh bahwa nilai akurasi akan tinggi menggunakan arsitektur jaringan dengan jumlah neuron 10 dan 1 layer tersembunyi.

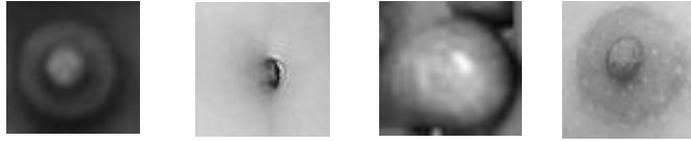
### B. Citra Hasil

Berikut disajikan hasil operasi citra yang ditunjukkan pada Gambar 5 yaitu (a) proses deteksi wajah, ditunjukkan adanya kotak persegi di area wajah (b) proses *replace* wajah untuk mengurangi kesalahan deteksi pada area wajah, ditunjukkan dengan ditutupnya area wajah yang telah terdeteksi dengan warna hitam dan (c) proses deteksi kandidat puting payudara, ditunjukkan dengan ditutupnya daerah terdeteksi puting oleh kotak persegi warna putih. Sedangkan Gambar 6 menunjukkan ROI kandidat puting payudara yang telah ter-*crop*. Beberapa objek yang mirip dengan puting payudara masih terdeteksi oleh sistem. Oleh karena itu, perlu proses ekstraksi fitur untuk menentukan objek tersebut merupakan puting dan bukan puting.



Gambar 5. Citra Hasil Pelatihan Sistem

Gambar 6 menunjukkan citra kandidat puting payudara yang telah ter-*crop* hasil deteksi puting payudara yang dilakukan oleh *Haar-Cascade Classifier*. Masih ada beberapa citra yang memiliki bentuk mirip puting payudara seperti pusar, biji-bijian, bola kecil, ornamen-ornamen berbentuk bola maupun polkadot-polkadot.



Gambar 6. Citra Kandidat Puting Payudara [14]

### C. Hasil Deteksi Wajah dan Deteksi Nipple

Pada tahapan pertama dilakukan deteksi wajah dan *replace* wajah dengan tujuan mengurangi tingkat kesalahan (*false positive*) pada area wajah ketika deteksi puting payudara berlangsung. Pada penelitian sebelumnya [14], telah dilakukan penelitian dengan membandingkan deteksi puting dengan ditambahkan algoritme deteksi wajah dan tanpa deteksi wajah ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Kombinasi Deteksi Puting dan Deteksi Wajah [14]

Metode	Sensitivitas	Akurasi	Spesifisitas
Tanpa Deteksi Wajah	90,19 %	85 %	79,59 %
Dengan Deteksi Wajah	90,19 %	88 %	85,71 %

Tabel 2 menunjukkan bahwa nilai akurasi meningkat apabila dilakukan proses deteksi wajah dan *replace* wajah sebelum dilakukannya proses deteksi puting payudara. Hal ini disebabkan seringkali terjadi kesalahan deteksi di area wajah sehingga dengan adanya penambahan metode deteksi wajah dan *replace* wajah ini dimaksudkan untuk mengurangi kesalahan tersebut.

### D. Hasil Klasifikasi Multi Layer Perceptron (MLP)

Hasil dari penelitian akan diperbandingkan dengan menggunakan ekstraksi fitur tekstur 84 atribut GLCM dari penelitian sebelumnya [14], dengan metode yang diusulkan oleh peneliti yakni metode seleksi bertahap 84 fitur GLCM. Hasil klasifikasi kandidat citra puting terpilih selanjutnya diekstraksi warna YCbCr. Tabel 3 menunjukkan nilai perbandingan seluruh fitur yang digunakan berdasarkan nilai akurasi, spesifisitas, dan sensitivitas.

Tabel 3. Perbandingan Hasil Ekstraksi Fitur, 158 data

Fitur	Akurasi	Spesifisitas	Sensitivitas
GLCM	89,4 %	87,34 %	91,36 %
GLCM+YCbCr	90,3 %	84,60 %	92,4 %

Pada Tabel 3, dapat disimpulkan bahwa jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu yang hanya menggunakan 84 fitur GLCM dibandingkan dengan metode seleksi bertahap yakni fitur GLCM yang selanjutnya diekstraksi lagi menggunakan fitur ruang warna YCbCr untuk mendeteksi warna puting payudara dihasilkan nilai akurasi yang lebih tinggi dan sensitivitas lebih tinggi. Nilai akurasi menunjukkan bahwa sistem dapat mendeteksi puting payudara lebih akurat sebaliknya dengan nilai sensitivitas tinggi artinya citra mirip objek puting dapat dibedakan dengan jelas karena perbedaan warna.

## 5. KESIMPULAN

### 5.1 Kesimpulan

Pada penelitian ini, telah dikembangkan suatu sistem penapis konten negatif (pornografi) berbasis deteksi tanda vital tubuh (puting payudara) dengan ekstraksi 84 fitur GLCM dan ekstraksi fitur warna menggunakan warna YCbCr. Dengan penambahan tersebut sistem mampu mendeteksi konten puting payudara dengan nilai akurasi 90,3%, nilai spesifisitas 84,60%, dan nilai sensitivitas 92,4%. Hal ini menunjukkan bahwa penambahan ekstraksi fitur warna YCbCr mampu menaikkan nilai akurasi 0,9% dan nilai sensitivitas 1,04%.

### 5.2 Saran

Dalam penelitian ini masih banyak sekali kekurangan dan ketidaksempurnaan. Untuk itu, perlu dilakukan pengembangan agar ke depannya menjadi sempurna ataupun lebih baik lagi sehingga memiliki beberapa saran, diantaranya:

- a) Perlu dilakukan studi lebih lanjut mengenai teknik pengenalan pola untuk objek (dalam kasus ini adalah objek puting payudara)
- b) Perlu dilakukan studi lebih lanjut mengenai teknik klasifikasi yang tepat sehingga diperoleh nilai akurasi yang tinggi

## REFERENSI

- [1] W. Hidayat, "Pengguna Internet Indonesia Nomor Enam Dunia," 2014. [Online]. Available: [https://kominform.go.id/content/detail/4286/pengguna-internet-indonesia-nomor-enam-dunia/0/sorotan\\_media](https://kominform.go.id/content/detail/4286/pengguna-internet-indonesia-nomor-enam-dunia/0/sorotan_media). [Accessed: 30-May-2017].
- [2] E. Setiawan, "Kamus Besar Bahasa Indonesia," 2012. [Online]. Available: <http://kbbi.web.id/pornografi>. [Accessed: 17-Dec-2015].
- [3] H. A. Nugroho, D. Hardiyanto, and T. B. Adji, "Negative Content Filtering for Video Application," in *International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE)*, 2015, pp. 50–55.
- [4] J. a. Marcial-Basilio, G. Aguilar-Torres, G. Sánchez-Pérez, L. K. Toscano-Medina, and H. M. Pérez-Meana, "Detection of Pornographic Digital Images," *Int. J. Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 298–305, 2011.
- [5] H. Bouirouga, S. ELFKIHI, A. Jilbab, D. Aboutajdine, and S. El Fkihi, "Skin detection in pornographic videos using threshold technique," *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 35, no. 1, pp. 7–19, 2012.
- [6] I. Tirta and R. Wiryadinata, "Signal Conditioning Test For Low Cost Navigation Sensor," *J. Ilm. Setrum (Journal Electr. Eng.)*, vol. 1, no. 1, pp. 30–34, 2016.
- [7] H. Zuo, W. Hu, and O. Wu, "Patch-Based Skin Color Detection and Its Application to Pornography Image Filtering," *Proc. 19th Int. Conf. World wide web*, pp. 1227–1228, 2010.
- [8] T. B. Adji, H. A. Nugroho, F. Rahadian, and A. G. Persada, "Negative Content Filtering Based on Skin Texture , Homomorphic Filter and Localizations," in *Electrical Engineering and Computer Science*, 2014, no. November, pp. 182–187.
- [9] Y. Wang, J. Li, H. Wang, and Z. Hou, "Automatic Nipple Detection Using Shape and Statistical Skin Color Information," *16th Int. Multimed. Model. Conf.*, pp. 644–649, 2010.
- [10] X. Kejun, W. Jian, N. Pengyu, and H. Jie, "Automatic Nipple Detection Using Cascaded AdaBoost Classifier," *2012 Fifth Int. Symp. Comput. Intell. Des.*, vol. 1, no. 3, pp. 427–432, 2012.
- [11] M. F. Hidayattullah and Y. Hapsari, "Automatic Nipple Detection Pada Citra Pornografi Menggunakan Algoritma Viola And Jones Berbasis Adaboost Untuk Feature Selection," in *Semantik*, 2013, vol. 2013, no. November, pp. 238–245.
- [12] V. Thaweekote, P. Songram, and C. Jareanpon, "Automatic Nipple Detection based on Face Detection and Ideal Proportion Female using Random Forest," in *CYBERNETICSCOM*, 2013, no. C, pp. 11–15.
- [13] J. Ruan and J. Yin, "Multi-pose Face Detection Using Facial Features and AdaBoost Algorithm," *2009 Second Int. Work. Comput. Sci. Eng.*, pp. 31–34, 2009.

- [14] H. A. Nugroho, D. Hardiyanto, and T. B. Adji, "Nipple detection to identify negative content on digital images," *Proceeding - 2016 Int. Semin. Intell. Technol. Its Appl. ISITIA 2016 Recent Trends Intell. Comput. Technol. Sustain. Energy*, pp. 43–48, 2016.
- [15] P. Viola and M. Jones, "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features," *Accept. Conf. Comput. Vis. PATTERN Recognit. 2001*.
- [16] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification," *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, vol. 3, no. 6, pp. 610–621, 1973.
- [17] D. A. Clausi, "Texture Segmentation of SAR Sea Ice Imagery," *Methods*, vol. 37, no. 2, p. 176, 1996.
- [18] D. a. Clausi, "An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of grey level quantization," *Can. J. Remote Sens.*, vol. 28, no. 1, pp. 45–62, 2002.

