

VERIFIKASI TANDA TANGAN MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR LBP DAN DCT DENGAN KLASIFIKASI LVQ

(*Signature Verification Using Feature of LBP and DCT With LVQ Classifier*)

Medeline Widia Andani*, Gibran Satya Nugraha

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Mataram
Jl. Majapahit 62, Mataram, Lombok NTB, INDONESIA

Email: medelinewidiaa@gmail.com, gibransn@unram.ac.id

Abstract

Signature is one of the media used for verification and legalization of information, such as documents that are closely related to legality. In general, signature verification is done manually by direct comparing, this is certainly not effective, especially if doing a lot verification. Therefore, we need a computer system that can automatically verify a person's signature to save time in matching and reducing errors. This research was conducted using combination feature of Local Binary Pattern (LBP) and Discrete Cosine Transform (DCT) to obtain parameters values that will be used as input to classification. Then, Learning Vector Quantization (LVQ) algorithm is used as classifier to identify and verification features of the signature. The Datasets that used in this research are 600 signature images with a size of 500x500 pixels taken from 30 respondents where each respondent taken 15 original signatures and 5 fake signatures. The results of this research are that the signature identification process resulted in 93% and the verification process resulted in an accuracy of 63%, a sensitivity of 89%, and a specificity of 42%.

Keywords: signature, verification, LBP, DCT, LVQ

*Penulis Korespondensi

1. PENDAHULUAN

Pada perkembangan teknologi yang cukup pesat ini keamanan menjadi kebutuhan manusia yang tidak bisa dilepaskan. Baik keamanan untuk dirinya sendiri maupun keamanan hal-hal yang berkaitan dengan dirinya, seperti dokumen-dokumen legal dan penting. Salah satu pengaman yang terkenal adalah dengan tanda tangan. Tanda tangan dianggap lebih mudah digunakan, murah, dan cukup efektif[1].

Verifikasi tanda tangan (*signature verification*) meliputi dua bagian yang berbeda tetapi berkaitan erat satu sama lain. Yang pertama adalah identifikasi dari pemilik tanda tangan sedangkan yang kedua adalah keputusan apakah tanda tangan tersebut asli atau dipalsukan[2]. Secara umum, verifikasi tanda tangan dilakukan dengan cara manual, yaitu dengan membandingkan secara langsung dengan mata manusia. Cara ini mempunyai banyak kelemahan yaitu penglihatan menjadi letih, terutama jika melakukan cukup banyak verifikasi, dapat menyebabkan kebosanan orang yang melakukannya, sehingga ketelitian dan ketepatan hasil yang diinginkan seringkali kurang memuaskan[3]. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu sistem komputer yang otomatis dapat memverifikasi tanda tangan seseorang untuk menghemat waktu dalam pencocokan dan mengurangi

kesalahan. Namun, komputer tidak dapat langsung melakukan verifikasi tanda tangan, sehingga dibutuhkan proses pengenalan pola terlebih dahulu dengan melakukan ekstraksi fitur pada citra tanda tangan dimana fitur tersebut akan diklasifikasi sehingga citra tanda tangan dapat dikenali.

Terdapat berbagai metode yang dapat digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur pada citra, Salah satunya yaitu *Local Binary Pattern* (LBP). LBP merupakan suatu metode yang digunakan untuk mencari pola-pola tekstur lokal pada citra. Metode LBP teruji ampuh untuk mendeskripsikan tekstur karena memiliki daya pembeda yang akurat, mudah diimplementasikan dan merupakan metode ekstraksi fitur yang cukup cepat dengan proses komputasi yang rendah[4].

Kemudian, terdapat metode *Discrete Cosine Transform* (DCT). Metode DCT merupakan sebuah teknik yang mengubah sinyal ke dalam bentuk frekuensi dasar. DCT dipilih karena memiliki kemampuan yang baik untuk mengumpulkan informasi fitur penting pada frekuensi rendahnya dan fitur pada gambar tersebut dapat memberikan informasi mengenai fitur dengan kolerasi yang tinggi. DCT tidak berkorelasi dengan indeks frekuensi lawannya sehingga jika sebagian komponen non-dominan

dihapus maka tidak akan secara signifikan mengurangi kualitas informasinya[5]. Sehingga DCT merupakan metode yang cocok digunakan dilihat dari *dataset* tanda tangan yang memiliki lebih banyak jumlah *background* dibandingkan dengan tulisan tanda tangan yang dibutuhkan.

Pada tahap klasifikasi, salah satu metode yang dapat digunakan yaitu metode *Learning Vektor Quantization* (LVQ). LVQ adalah suatu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor *input*. Jika dua vektor *input* mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor *input* tersebut ke dalam kelas yang sama. Keunggulan metode LVQ adalah kemampuannya untuk memberikan pelatihan terhadap lapisan-lapisan kompetitif sehingga secara otomatis dapat mengklasifikasikan vektor *input* yang diberikan[6] dan menghasilkan error yang lebih kecil serta waktu yang lebih cepat dibandingkan dengan *backpropagation*[7].

Berdasarkan uraian di atas, penulis melakukan penelitian untuk perancangan sebuah model verifikasi tanda tangan menggunakan fitur LBP dan teknik klasifikasi dengan metode LVQ. Luaran dari penelitian ini diharapkan sistem dapat melakukan verifikasi tanda tangan dengan baik.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian mengenai verifikasi tanda tangan, ekstraksi fitur LBP dan klasifikasi LVQ sudah pernah dilakukan. Perbedaan paling menonjol dari setiap penelitian terletak pada *dataset* dan fitur-fitur yang digunakan. Penelitian – penelitian yang dimaksud antara lain verifikasi tanda tangan menggunakan ekstraksi fitur *Edge Detection* dengan metode *prewitt* dan klasifikasi dengan metode LVQ dimana *dataset* berjumlah 400 yaitu 300 tanda tangan asli dan 100 tanda tangan palsu dimana *dataset* diambil dengan kertas dan akurasi yang diperoleh sebesar 70%. [3]. Pada penelitian verifikasi tanda tangan berdasarkan sifat keacakan (entropi), terdapat 30 responden dimana setiap responden diambil 30 tanda tangan asli dan 5 tanda tangan palsu dimana *dataset* diambil dengan kertas. Penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 96,67%[8].

Ekstraksi ciri menggunakan metode LBP telah dilakukan antara lain untuk identifikasi ciri telapak tangan dimana metode KNN digunakan untuk klasifikasi. Data yang digunakan berjumlah 78 dan hasil terbaik dari metode LBP terdapat pada parameter jarak tetangga(R) = 2, jumlah tetangga(P) = 8, akurasi mencapai 92,31%[9]. Pada penelitian tentang analisis

citra daun digunakan 10 fitur LBP dengan klasifikasi KNN, akurasi tertinggi diperoleh 94,28%[10]. Dan metode LBP juga digunakan untuk mengidentifikasi cacat kayu dimana akurasi tertinggi mencapai 89% dengan menggunakan pola ketetanggaan LBP yaitu [4,1][11].

Ekstraksi fitur dengan metode DCT juga telah dilakukan antara lain untuk mengidentifikasi daun tembakau dimana *dataset* yang digunakan berjumlah 40 citra dengan 30 citra sebagai data latih dan 10 citra sebagai data uji. Metode klasifikasi yang digunakan yaitu *backpropagation*. Penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 90%[12]. selain itu, metode DCT juga digunakan untuk pengenalan iris dimana *dataset* yang digunakan berjumlah 420 citra. Metode klasifikasi yang digunakan yaitu KNN. pada penelitian ini, akurasi tertinggi yaitu 71,67%[13].

Teknik klasifikasi menggunakan metode LVQ juga telah dilakukan antara lain penelitian tentang identifikasi kesegaran susu sapi dengan ekstraksi fitur metode *watershed*. Pada penelitian ini digunakan 120 data dengan 3 kelas. data uji terdiri dari 10 citra susu pada setiap kelasnya, akurasi yang dihasilkan yaitu 92,5%[14]. Serta penelitian mengenai klasifikasi citra daging sapi dan daging babi. akurasi tertinggi dengan menggunakan *MaxEpoch* 100, α sebesar 0.01[15].

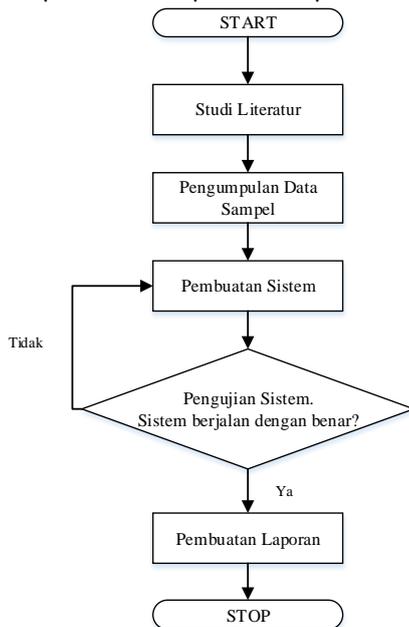
Penelitian tentang pengenalan citra menggunakan kombinasi metode LBP dan klasifikasi LVQ sebelumnya sudah pernah dilakukan yaitu mengenai identifikasi sub-fosil gigi geraham pada manusia dengan 270 *dataset* gigi geraham untuk rentang umur kematian dari sub-fosil manusia, dan 250 *dataset* gigi graham manusia. Dalam mengidentifikasi jenis gigi geraham pada manusia didapatkan akurasi sebesar 81,81% dan akurasi sebesar 77,69% dalam mengidentifikasi rentang umur kematian dari sub-fosil manusia[16]. Penelitian tentang pengenalan citra menggunakan metode ekstraksi fitur DCT dan klasifikasi LVQ juga sudah pernah dilakukan yaitu penelitian mengenai deteksi kanker serviks dimana *dataset* yang digunakan berjumlah 73. Proses pengujian LVQ menggunakan 15 buah citra sel normal dan 9 buah citra sel kanker. Dari hasil pengujian, didapatkan nilai sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi sebesar 88,89 %, 100 %, dan 95,83 % [17].

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, dapat diketahui bahwa metode ekstraksi fitur LBP dan DCT serta klasifikasi menggunakan metode LVQ dapat bekerja dengan baik untuk pengklasifikasian citra. Oleh karena itu, penulis bermaksud menggunakan metode ini untuk melakukan verifikasi citra tanda tangan.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Diagram Alir Penelitian

Terdapat beberapa tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini, tahap pertama dilakukan studi literatur untuk menambah wawasan penulis mengenai apa yang akan dilakukan. Studi literatur ini dilakukan melalui referensi-referensi yang berasal dari jurnal, buku, dan penelitian-penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya. Selanjutnya, dilakukan pengumpulan *dataset* yang akan digunakan sebagai data latih dan data uji. Setelah *dataset* berhasil dikumpulkan maka penelitian akan diteruskan dengan membangun model menggunakan metode ekstraksi fitur LBP dan DCT serta klasifikasi LVQ. Hasil dari model ini akan menjadi bahan analisis untuk mengetahui performa dari model yang dibangun. Jika model masih memiliki akurasi yang kurang memuaskan maka penelitian akan diulang kembali dari tahap studi literatur. Jika sudah mendapat hasil sesuai maka akan diambil kesimpulan mengenai performa dari model. Terakhir, dilakukan penyelesaian dokumentasi penelitian dalam bentuk laporan akhir. Diagram alir penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.

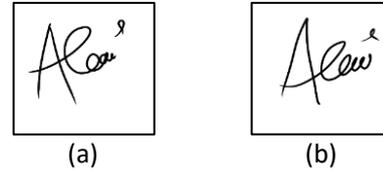


Gambar 1. Diagram alir proses penelitian

3.2. Persiapan Dataset

Pada penelitian ini, pembuatan model *machine learning* menggunakan *dataset* keseluruhan berjumlah 600 citra tanda tangan yang diambil dari 30 mahasiswa Teknik Informatika Universitas Mataram secara acak sehingga *dataset* terdiri dari 30 kelas. *Dataset* terdiri dari 450 tanda tangan asli dan 150 tanda tangan palsu. Tanda tangan asli diambil pada tiga hari yang berbeda dengan tujuan untuk menambah variasi tanda tangan, setiap 1 hari diambil 5 tanda tangan asli sehingga setiap kelas terdiri dari 15 citra tanda tangan. Tanda tangan

palsu terdiri dari 5 tanda tangan setiap kelas yang dikerjakan oleh 5 orang yang dipercaya peneliti dapat meniru tanda tangan. *Dataset* tersebut diambil menggunakan *smartphone* Samsung Galaxy Tab A dengan menggunakan aplikasi IbisPaintX.



Gambar 2. *Dataset* tanda tangan (a) asli dan (b) palsu

3.3. Sistem verifikasi Tanda Tangan

Terdapat dua proses utama dalam penelitian ini, yaitu proses pelatihan dan proses pengujian. *Preprocessing* dan ekstraksi fitur yang dilakukan pada proses pelatihan dan proses pengujian sama.

Pada proses pelatihan dan proses pengujian dilakukan *input* ke dalam sistem yaitu citra hitam putih dan berukuran 500 x 500. pada tahap *preprocessing* dilakukan proses manipulasi gambar sesuai dengan yang ditentukan dengan melakukan *resize*. Selanjutnya, dilakukan ekstraksi fitur pada penelitian ini menggunakan metode LBP. Hasil dari proses LBP tersebut kemudian diolah dengan metode DCT. Metode DCT digunakan untuk mengambil fitur penting atau fitur terbaik dengan memilih komponen-komponen dominan pada citra hasil ekstraksi fitur LBP, sehingga hasil dari proses DCT yang akan diklasifikasikan.

Proses pelatihan menggunakan klasifikasi LVQ dengan nilai *maximal* Epoch, dan *learning rate*. Sedangkan pada proses pengujian, pelatihan metode LVQ menggunakan bobot akhir dari hasil proses pelatihan. kemudian dilanjutkan dengan tahap verifikasi dengan menghitung *similarity* antara fitur-fitur citra latih dengan jumlah rata-rata setiap fitur citra pada kelasnya. Citra tanda tangan asli atau palsu ditentukan berdasarkan nilai variabel *threshold* yang ditentukan pada saat penelitian dilakukan. Perancangan sistem dapat dilihat pada Gambar 3.

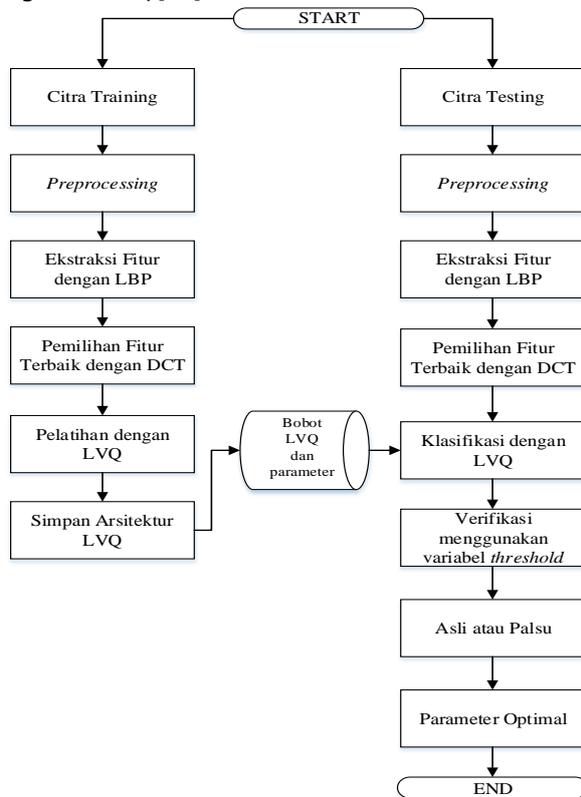
3.3.1. Preprocessing

Pengolahan awal (*preprocessing*) bertujuan untuk mengelola citra agar dapat diperoleh informasi dari suatu citra secara optimal, tahap pengolahan awal citra dalam penelitian ini adalah melakukan *resize*. Pada tahap *resize*, dilakukan perubahan ukuran citra agar setiap *input* citra memiliki resolusi yang sama[18].

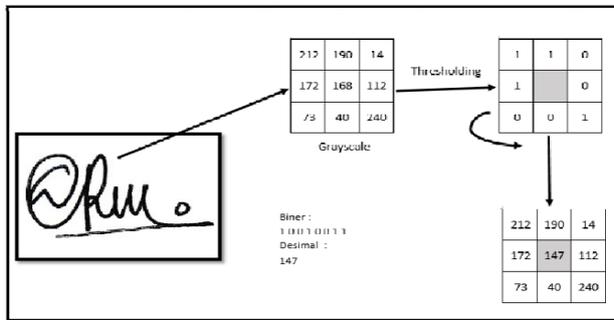
3.3.2. Ekstraksi fitur LBP

Algoritma LBP adalah suatu metode yang digunakan untuk mendeskripsikan ciri tekstur pada objek citra *grayscale*. LBP digunakan untuk mencari

pola-pola tekstur lokal pada citra (*texture in local neighborhood*)[19].



Gambar 3. Diagram alir sistem verifikasi tanda tangan



Gambar 4. Ilustrasi LBP[19]

Gambar 4 merupakan ilustrasi dari proses ekstraksi fitur LBP. Proses pertama adalah piksel ketetanggaan di-threshold menggunakan nilai keabuan dari piksel tengah sebagai fungsi *thresholding* jika hasilnya lebih besar atau sama dengan 0 maka diberi nilai 1 dan jika hasilnya kurang dari 0 maka diberi 0. Setelah itu, nilai biner piksel ketetanggaan akan disusun berlawanan arah jarum jam dan 8 bit biner tersebut dikonversi ke dalam nilai desimal untuk menggantikan nilai piksel tengah[19].

3.3.3. Pemilihan Fitur Terbaik dengan DCT

DCT telah banyak digunakan dalam literatur untuk efisiensi pemilihan fitur tekstur. DCT menggunakan cosinus dari berbagai frekuensi spasial sebagai fungsi dasar dan umumnya dikenal

karena penerapannya dalam standar kompresi JPEG. Untuk tekstur citra, sebagian besar energi sinyal terletak pada komponen frekuensi rendah, yang mana muncul di sudut kiri atas DCT.

Penelitian ini mengekstraksi fitur tekstur dengan mengaplikasikan DCT dimana derajat keabuan setiap piksel dalam citra hasil ekstraksi LBP dinormalisasi menjadi 128 melalui operasi *subtraction*. Kemudian, citra dibagi menjadi 8 x 8 blok, dan setiap blok diproses dengan operasi 2D-DCT seperti pada persamaan (1)[12].

$$C(u, v) = a(u)a(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cos \left[\frac{(2x+1)\pi u}{2N} \right] \cos \left[\frac{(2y+1)\pi v}{2N} \right] \quad (1)$$

Selama proses DCT berlangsung, dihitung pula invers dari 2D-DCT dengan menggunakan persamaan (2).

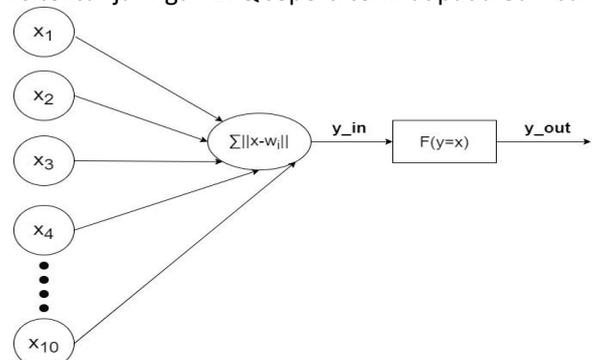
$$f(x, y) = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cos \left[\frac{(2x+1)\pi u}{2N} \right] \cos \left[\frac{(2y+1)\pi v}{2N} \right] \quad (2)$$

Matriks hasil transformasi DCT yang telah terisi dengan koefisien DCT selanjutnya diproses pada tahap kuantisasi, dimana data yang terletak pada kiri atas merupakan korelasi dari frekuensi-frekuensi rendah dari data asli. Sedangkan yang terletak pada kanan bawah merupakan korelasi dari frekuensi-frekuensi tinggi dari data asli.

Pada tahap kuantisasi, digunakan algoritma *Huffman* yaitu dengan Menyusun bilangan menggunakan fungsi zigzag *scanning*[20]. Proses ini bertujuan untuk menentukan fitur terbaik dari citra yang selanjutnya akan diproses pada tahap klasifikasi, dimana jumlah fitur yang diambil sejumlah nilai koefisien yang digunakan.

3.3.4. Klasifikasi LVQ

LVQ merupakan jaringan syaraf dengan tipe arsitektur jaringan lapis-tunggal umpan-maju (*Single Layer Feedforward*) yang terdiri atas unit masukan dan unit keluaran. Jika 2 vektor masukan mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor masukan tersebut ke dalam kelas yang sama[21]. Arsitektur jaringan LVQ seperti terlihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Arsitektur LVQ

Gambar 5 memperlihatkan bahwa yang bertindak sebagai dendrit atau data masukan adalah $X_1 - X_{10}$, yang bertindak sebagai sinapsis atau bobot adalah W , sedangkan soma atau badan sel dari jaringan ini adalah perhitungan $X - W$. Dan yang bertindak sebagai akson atau data keluaran adalah Y_{out} . Algoritma LVQ adalah sebagai berikut[22]:

- a. Tentukan *MaxEpoch* (banyaknya proses pelatihan yang akan diulangi), *eps* (error minimum yang diharapkan) dan nilai *alpha*.
- b. Hasil ekstraksi ciri pertama dari masing-masing pola digunakan sebagai data awal (inisialisasi). Data inisialisasi ini akan diisi sebagai nilai bobot awal (*w*).
- c. *Epoch* = 0
- d. Selama (*Epoch* < *MaxEpoch*) atau (*alpha* > *eps*), maka lakukan hal berikut:

1. *Epoch* = *Epoch*+1
2. Untuk setiap data hasil ekstraksi ciri, lakukan hal berikut:
 - Set *x* = hasil ekstraksi ciri dari pola.
 - Set *T* = nomor urut dari setiap kelas
 - Hitung jarak hasil ekstraksi ciri pola saat ini dengan masing-masing bobot. Misalkan dihitung jarak hasil ekstraksi ciri pola pertama dengan setiap bobot dapat menggunakan persamaan (3).

$$J = \sqrt{(x_{11} - w_{11})^2 + \dots + (x_{1m} - w_{1m})^2} \quad (3)$$

Dengan:

x_{1m} = bit ekstraksi ciri dari pola-1 yang ke-*m*.

w_{1m} = bobot $W_{(1,m)}$

m = banyak bit ekstraksi ciri

- Bila nomor kelas pada bobot yang memiliki jarak terkecil sama dengan nilai nomor urut (*T*) pola, maka hitung:

$$W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) + \alpha(x - W_j(\text{lama})) \quad (4)$$

- Bila tidak, maka hitung:

$$W_j(\text{baru}) = W_j(\text{lama}) - \alpha(x - W_j(\text{lama})) \quad (5)$$

3. kurangi nilai α .

$$\alpha = \alpha - (0.1 * \alpha) \quad (6)$$

3.3.5. Proses Verifikasi Tanda Tangan

Pada proses pengujian, verifikasi tanda tangan dilakukan setelah sistem melakukan pengenalan tanda tangan. Verifikasi digunakan untuk membedakan tanda tangan asli dan tanda tangan palsu. Pada penelitian ini, digunakan rumus *Euclidean Distance* untuk menghitung kemiripan atau *similarity* data uji dengan nilai rata-rata fitur kelasnya. Pada penelitian sebelumnya, teknik *Euclidean Distance* menghasilkan akurasi lebih baik dibandingkan teknik *Canberra distance*[23], *Minkowski Distance* dan *Manhattan Distance*[24] dalam menghitung kemiripan dua vektor. Rumus *Euclidean Distance* setiap index vektor dapat

dihitung dengan persamaan (7) dimana pada penelitian ini, *x* merupakan index vektor data yang diuji dan *y* merupakan vektor nilai rata-rata fitur kelasnya yang telah diprediksi pada proses klasifikasi. Hasil dari *Euclidean distance* akan ditampung pada *array*.

$$d(x, y) = \sqrt{(x_i - y_i)^2} \quad (7)$$

Setelah itu, dilakukan normalisasi terhadap setiap index *array*. Persamaan (8) digunakan untuk melakukan normalisasi terhadap setiap index *array*, dimana *x* merupakan nilai index *array*, *nilai_{min}* merupakan nilai terkecil dari semua index pada *array*, dan *nilai_{max}* merupakan nilai terkecil dari semua index pada *array*.

$$x' = \frac{x - \text{nilai}_{\min}}{\text{nilai}_{\max} - \text{nilai}_{\min}} \quad (8)$$

Setelah dilakukan normalisasi, maka dicari nilai rata-rata *array* dengan menggunakan persamaan (9) Tanda tangan asli dan palsu ditentukan berdasarkan batas rentang nilai *variabel threshold*.

$$x = \frac{\sum^n x_i}{n} \quad (9)$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Skenario Pengujian

Evaluasi hasil klasifikasi dapat dilakukan dengan menghitung nilai *True Positive*, *True Negative*, *False Positive* dan *False Negative*. Keempat nilai ini dapat dihitung berdasarkan *confusion matrix* seperti yang tertera pada Tabel I[25]. Nilai- nilai yang didapatkan dari *confusion matrix* kemudian akan digunakan untuk menghitung parameter-parameter evaluasi hasil klasifikasi.

TABEL I. CONFUSION MATRIX

| Kelas Sebenarnya | Hasil Klasifikasi | Positif | Negatif |
|---------------------|-------------------|---------|---------|
| | Positif | a | b |
| Negatif | c | d | |

accuracy merupakan proporsi dari kedua kelas (positif dan negatif) dari total kelas yang diuji. Persamaan (10) menunjukkan perhitungan untuk nilai akurasi.

$$\text{accuracy} = \frac{a+d}{a+b+c+d} \quad (10)$$

True Positive Rate (recall) merupakan proporsi dari kelas positif yang diklasifikasikan dengan benar. Persamaan (11) menunjukkan perhitungan untuk nilai *True Positive Rate*.

$$\text{True Positive Rate (recall)} = \frac{a}{a+b} \quad (11)$$

True Negative Rate (specificity) merupakan proporsi dari kelas negatif yang diklasifikasikan dengan benar. Persamaan (12) menunjukkan perhitungan untuk nilai *True Negative Rate*.

$$\text{True Negative Rate (specificity)} = \frac{d}{c+d} \quad (12)$$

4.2. Performa Model Terbaik

Pada tahap klasifikasi, *dataset* yang digunakan adalah *dataset* tanda tangan asli untuk proses *training* dan *testing* dengan jumlah 450 citra tanda tangan dengan 330 citra dijadikan data *training* dan 120 citra dijadikan data *testing*. Pada tahap verifikasi, *dataset* 150 tanda tangan palsu ditambahkan untuk menguji ketepatan dalam tahap verifikasi. Teknik pengujian yang digunakan untuk mengetahui performa model adalah *k-fold cross validation*. *Cross validation* merupakan metode statistik untuk mengevaluasi serta membandingkan algoritme *learning* dengan membagi data menjadi dua segmen, satu segmen digunakan untuk melatih model dan yang lain digunakan untuk memvalidasi model. *Cross Validation* bertujuan untuk menghindari tumpang tindih pada data *testing*[13]. Pada pengujian ini, digunakan *5-fold cross validation*.

Variabel-variabel uji yang digunakan adalah jumlah tetangga dan radius pada metode LBP, jumlah epoch dan *learning rate* pada metode LVQ, ukuran citra masukan serta variabel *threshold*. Berikut singkatan yang digunakan:

P = Jumlah Tetangga LBP

R = radius LBP

acc = *accuracy*

sen = *sensitivity*

spe = *specificity*

LR = *learning rate*

4.2.1. Pengujian Metode DCT

Metode DCT digunakan untuk mengambil fitur penting atau fitur terbaik dengan memilih komponen-komponen dominan pada citra hasil ekstraksi fitur LBP, sehingga hasil dari proses DCT yang akan diklasifikasikan.

Untuk mencari model terbaik pada DCT dilakukan pengujian terhadap nilai koefisien DCT. Pemilihan koefisien pada penelitian ini yaitu dengan rentang 32-128. Tabel II menunjukkan hasil pengujian koefisien DCT.

TABEL II. HASIL PENGUJIAN KOEFISIEN DCT

| Koefisien | Akurasi Training | Akurasi Testing |
|-----------|------------------|-----------------|
| 32 | 93% | 91% |
| 48 | 97% | 93,3% |
| 64 | 96% | 92,6% |
| 80 | 95% | 92,6% |
| 96 | 96% | 92% |
| 112 | 94% | 90% |
| 128 | 94% | 90% |

Berdasarkan Tabel II diketahui bahwa akurasi terbaik diperoleh pada koefisien DCT 48 dengan akurasi *training* yaitu 93,3% dan akurasi *testing* dengan akurasi tertinggi yaitu 97%.

4.2.2. Pengujian Metode LBP

Pengujian ini dilakukan untuk mencari parameter terbaik pada metode ekstraksi fitur LBP dalam mengidentifikasi dan memverifikasi tanda tangan dengan menguji jumlah tetangga dan radius LBP.

TABEL III. HASIL PENGUJIAN PARAMETER LBP

| Parameter | | Klasifikasi (acc) | | Verifikasi | | | Time |
|-----------|---|-------------------|------|------------|-----|-----|------|
| P | R | Train | Test | acc | sen | spe | |
| 4 | 1 | 95% | 93% | 57% | 71% | 46% | 23 s |
| 8 | 2 | 95% | 93% | 52% | 46% | 57% | 24 s |

Berdasarkan Tabel III diketahui bahwa akurasi *training* dan akurasi *testing* kedua uji menghasilkan akurasi yang sama. Pada proses verifikasi, akurasi paling optimal yaitu pada R=1 dan P=4 dengan akurasi sebesar 57%, *sensitivity* sebesar 71% dan *specificity* sebesar 46% dan waktu komputasi yang lebih cepat.

4.2.3. Pengujian Metode LVQ

Pengujian ini dilakukan untuk mencari parameter terbaik pada *classifier* LVQ dalam mengidentifikasi dan memverifikasi tanda tangan. dengan menguji *Learning Rate* dan Epoch pada parameter LVQ.

TABEL IV. HASIL PENGUJIAN PARAMETER LVQ

Pada Tabel VII diketahui bahwa pada proses

| Parameter | | Klasifikasi (acc) | | Verifikasi | | | Time |
|-----------|-------|-------------------|------|------------|-----|-----|------|
| LR | Epoch | Train | Test | acc | sen | spe | |
| 0,001 | 50 | 86% | 84% | 57% | 69% | 48% | 22 s |
| | 100 | 89% | 88% | 57% | 70% | 46% | 23 s |
| | 150 | 93% | 91% | 58% | 70% | 48% | 24 s |
| | 200 | 92% | 90% | 56% | 70% | 45% | 25 s |
| 0,01 | 50 | 96% | 93% | 57% | 71% | 46% | 22s |
| | 100 | 94% | 92% | 57% | 70% | 47% | 23 s |
| | 150 | 96% | 93% | 58% | 70% | 47% | 25 s |
| | 200 | 95% | 93% | 57% | 71% | 47% | 26 s |
| 0,1 | 50 | 95% | 92% | 58% | 71% | 47% | 22 s |
| | 100 | 95% | 92% | 58% | 71% | 47% | 23 s |
| | 150 | 94% | 92% | 57% | 71% | 46% | 24 s |
| | 200 | 95% | 93% | 58% | 72% | 47% | 25 s |

klasifikasi hasil akurasi *testing* tertinggi yaitu 93%. Pada proses verifikasi, ketiga jenis evaluasi hasil yaitu *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity* di rata-ratakan untuk mendapatkan evaluasi hasil paling optimal. Sehingga, hasil evaluasi paling optimal untuk proses klasifikasi yaitu pada LR = 0,1 dengan epoch=100 dimana akurasi *testing* yaitu 93%, hasil *accuracy* sebesar 58%, *sensitivity* sebesar 72% dan *specificity* sebesar 47%. Waktu komputasi pada setiap parameter uji tidak memiliki perbedaan yang signifikan.

4.2.4. Pengujian Ukuran Citra

Ukuran citra merupakan bagian yang diatur di dalam persiapan sebelum melakukan proses *training*. Pengujian terhadap ukuran citra bertujuan untuk mengetahui ukuran citra yang paling optimal digunakan untuk melakukan verifikasi tanda tangan.

TABEL V. HASIL PENGUJIAN UKURAN CITRA

| Ukuran citra | Klasifikasi (acc) | | Verifikasi | | | Time |
|--------------|-------------------|------|------------|-----|-----|------|
| | Train | Test | acc | sen | spe | |
| 64x64 | 96% | 93% | 58% | 71% | 47% | 26 s |
| 128x128 | 96% | 93% | 63% | 89% | 42% | 30 s |
| 256x256 | 96% | 91% | 62% | 91% | 40% | 35 s |

Pada Tabel V dapat diketahui bahwa akurasi *testing* tertinggi yaitu 93% pada ukuran citra 64x64 dan 128x128, kemudian dihitung rata-rata ketiga jenis hasil evaluasi pada proses verifikasi untuk menentukan hasil evaluasi yang paling optimal, maka hasil evaluasi yang paling optimal yaitu pada ukuran citra 128x128 dengan akurasi *testing* yaitu 93%, hasil *accuracy* sebesar 63%, *sensitivity* sebesar 89% dan *specificity* sebesar 42%.

4.2.5. Pengujian Variabel Threshold

Kemudian dilakukan pengujian terhadap variabel *threshold* untuk mengetahui nilai *threshold* terbaik sebagai tolak ukur untuk menentukan keaslian tanda tangan. Pada pengujian ini, nilai variabel *threshold* berada pada rentang 0,1-0,2 karena melihat dari hasil *similarity* antara nilai fitur citra uji dengan jumlah rata-rata setiap fitur citra pada kelasnya baik data tanda tangan palsu maupun tanda tangan asli sangat mirip.

TABEL VI. HASIL PENGUJIAN VARIABEL THRESHOLD

| Variabel Threshold | Acc | sen | spe |
|--------------------|-----|-----|-----|
| 0,1 | 38% | 10% | 62% |
| 0,11 | 48% | 26% | 66% |
| 0,12 | 54% | 54% | 55% |
| 0,13 | 61% | 76% | 50% |
| 0,14 | 62% | 85% | 45% |
| 0,15 | 63% | 89% | 42% |
| 0,16 | 63% | 91% | 40% |
| 0,17 | 62% | 93% | 37% |
| 0,18 | 61% | 92% | 37% |
| 0,19 | 62% | 92% | 38% |
| 0,2 | 62% | 93% | 37% |

Pada Tabel IV ketiga jenis evaluasi hasil yaitu *accuracy*, *sensitivity* dan *specificity* di rata-ratakan untuk mendapatkan evaluasi hasil paling optimal, sehingga dapat diketahui bahwa nilai variabel *threshold* 0,15 dan 0,16 menghasilkan rata-rata akurasi yang tertinggi. Namun, pada variabel *threshold* dengan nilai 0,16 pembagian akurasi tidak rata karena nilai *sensitivity* yang sangat tinggi namun nilai *specificity* sangat rendah, sehingga variabel *threshold* yang paling optimal dipilih yaitu 0,15 dengan menghasilkan hasil evaluasi yaitu *accuracy* sebesar 63%, *sensitivity* yaitu

sebesar 89% dan *specificity* sebesar 42%. Karena hasil yang diperoleh pada *accuracy* hanya 63% dan *specificity* yang sangat rendah yaitu 42% yang berarti tanda tangan palsu banyak ditandai sebagai tanda tangan asli hal ini tentunya tidak diinginkan, sehingga perlu dicari tahu penyebab dari banyaknya kesalahan dalam menentukan tanda tangan palsu.

4.2.6. Pengecekan Kesalahan

Dalam mengetahui kekurangan dalam penelitian ini dilakukan beberapa pengujian. Pertama, dilakukan uji dengan menggunakan metode yang telah dipakai pada penelitian ini yaitu LBP+DCT+LVQ dimana nilai keseluruhan evaluasi hasil akan dibandingkan dengan kombinasi metode lainnya. Kedua, pengujian dengan kombinasi metode DCT+KNN yang bertujuan untuk mengetahui apakah kombinasi metode LBP dan LVQ tidak cocok digunakan untuk melakukan verifikasi tanda tangan. Ketiga, dicoba menggunakan DCT+LVQ yang bertujuan untuk mengetahui apakah ekstraksi fitur LBP yang tidak cocok digunakan untuk melakukan verifikasi tanda tangan. Keempat, dicoba menggunakan kombinasi LBP+KNN dengan tujuan untuk mengetahui apakah metode LVQ yang tidak cocok digunakan sebagai *classifier*. Dan terakhir, dicoba menggunakan perbandingan *dataset* dari 70:30 menjadi 80:20 untuk mengetahui apakah pembagian *dataset* yang menyebabkan hasil menjadi kurang optimal. Semua pengujian menggunakan parameter terbaik yang telah diperoleh pada skenario uji. Tabel VII menunjukkan hasil verifikasi dengan metode-metode yang telah disebutkan.

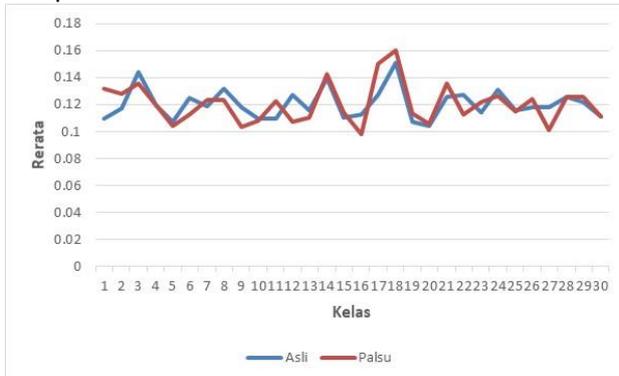
TABEL VII. HASIL VERIFIKASI

| Uji | acc | sen | spe | Rata |
|---------------|-----|-----|-----|--------|
| LBP+DCT+LVQ | 63% | 89% | 42% | 64,67% |
| DCT+LVQ | 64% | 87% | 44% | 65% |
| DCT+KNN | 59% | 94% | 31% | 61,33% |
| LBP+DCT+KNN | 60% | 92% | 34% | 62% |
| Dataset 80:20 | 52% | 73% | 34% | 53% |

Berdasarkan Tabel VII dapat diketahui bahwa rata-rata hasil evaluasi verifikasi tanda tangan dengan metode yang digunakan pada penelitian ini yaitu LBP+DCT+LVQ tidak jauh berbeda dengan menggunakan kombinasi metode lainnya. sehingga kesalahan bukan terletak pada metodenya. Namun, pada Tabel VII, dapat kita ketahui bahwa metode DCT+LVQ menghasilkan akurasi yang lebih optimal sehingga untuk penelitian selanjutnya, metode ini bisa dicoba untuk digunakan dalam memverifikasi tanda tangan.

Dalam pembagian *dataset*, perbandingan 70:30 yang sebelumnya digunakan juga sudah tepat karena bila dicoba menggunakan pembagian *dataset* 80:20 maka akurasi menurun hal ini disebabkan karena

jumlah tanda tangan palsu pada data *testing* jauh lebih banyak yaitu 150 data sedangkan *dataset* tanda tangan asli hanya 90 data sehingga lebih banyak kesalahan yang dapat terjadi. Kemudian, diperhatikan nilai hasil rata-rata perhitungan *similarity* antara nilai fitur citra uji dengan jumlah rata-rata setiap fitur citra pada kelasnya yang dinyatakan sebagai tanda tangan asli dan palsu.



Gambar 6. Persebaran rata-rata nilai *similarity* tanda tangan yang dinyatakan asli dan palsu pada tiap kelas

Berdasarkan Gambar 7 dapat diketahui bahwa tanda tangan asli dan tangan palsu pada banyak kelas sangat mirip bahkan ada nilai yang tumpang tindih. Hal ini disebabkan karena aplikasi IBisPaintX yang digunakan untuk mengambil *dataset* merekam setiap proses pada tanda tangan yang dibuat sehingga si peniru mendapat lebih banyak informasi untuk dipelajari terutama dalam menarik garis-garis awal yang dilakukan oleh pemilik tanda tangan asli, sehingga peniru dapat membuat tanda tangan yang sangat mirip dengan aslinya.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan dapat ditarik beberapa kesimpulan yaitu:

1. Hasil pengujian parameter DCT terbaik yaitu pada koefisien 48 dengan akurasi training yaitu 95% dan akurasi testing yaitu 93,3%.
2. Hasil pengujian parameter LBP terbaik yaitu pada R=1 dan P=4 dimana pada proses klasifikasi menghasilkan akurasi *training* yaitu 95% dan akurasi *testing* yaitu 93% dan pada proses verifikasi menghasilkan akurasi sebesar 57%, *sensitivity* sebesar 71%, dan *specificity* sebesar 46%.
3. Hasil pengujian parameter LVQ terbaik yaitu pada LR=0,1 dan Epoch=200 dimana pada proses klasifikasi menghasilkan akurasi *training* yaitu 96% dan akurasi *testing* yaitu 93% dan pada proses verifikasi menghasilkan akurasi sebesar 58%, *sensitivity* sebesar 72%, dan *specificity* sebesar 47%.

4. Waktu komputasi untuk ukuran citra 64x64, 128x128, dan 256x256 tidak memiliki perbedaan waktu yang signifikan. Akurasi paling optimal terdapat pada ukuran citra 128x128.
5. Variabel *threshold* terbaik yaitu pada variabel dengan nilai 0,15 dimana hasilnya yaitu akurasi sebesar 63%, *sensitivity* sebesar 89%, dan *specificity* sebesar 42%.
6. Hasil verifikasi tanda tangan yang kurang optimal disebabkan oleh *dataset* tanda tangan asli dan palsu yang sangat mirip.

5.2. Saran

Ada beberapa saran yang dapat penulis berikan apabila penelitian ini akan dikembangkan kembali antara lain sebagai berikut.

1. Persiapan sebelum penelitian seperti pengambilan citra harus diperhatikan untuk mendapatkan data penelitian yang bagus.
2. Penambahan jumlah *dataset* untuk setiap kelas diperlukan agar *classifier* dapat mempelajari lebih banyak tanda tangan, sehingga akurasi menjadi lebih baik.
3. Penambahan proses segmentasi pada citra sehingga kesalahan pengenalan akibat perbedaan posisi bisa dihindari.
4. Menggunakan kombinasi metode DCT sebagai ekstraksi fitur dan LVQ sebagai *classifier* untuk meningkatkan akurasi verifikasi tanda tangan.
5. Menggunakan algoritma lain dalam melakukan verifikasi tanda tangan sehingga sistem dapat membedakan tanda tangan asli dan tanda tangan palsu lebih baik.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih saya ucapkan kepada rekan-rekan di Laboratorium Sistem Cerdas serta seluruh pihak yang telah membantu dan berkontribusi dalam diskusi dan pembuatan program pada penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Kartono and D. Alamsyah, "Verifikasi Tanda Tangan Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Ekstraksi Ciri Harris Corner," *STMIK GI MDP*, vol. 10, pp. 1–10, 2012.
- [2] Y. D. Qur'ani and S. Rosmalinda, "Jarangan Syaraf Tiruan Learning Vector Quantization untuk Aplikasi Pengenalan Tanda Tangan," in *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi*, 2010, pp. 1–5.
- [3] I. Amelia, A. N. Hermana, and A. Pramana, "Verifikasi Tanda Tangan Dengan Edge Detection dan Metode

- Learning Vector Quantization," *MIND J.*, vol. 1, no. 1, pp. 49–56, 2016.
- [4] M. D. Turiyanto, D. Purwanto, and R. Dikairono, "Penerapan Teknik Pengenalan Wajah Berbasis Fitur Local Binary Pattern pada Robot Pengantar Makanan," Institut Teknologi Sepuluh November (ITS), 2014.
- [5] I. G. P. S. Wijaya, K. Uchimura, and Z. Hu, "Face Recognition Based on Dominant Frequency Features and Multiresolution Metric," *Int. J. Immovative Comput. Inf. Control*, vol. 5, no. 1349–4198, pp. 641–651, 2009.
- [6] D. A. Dermawan, S. Mardi, and M. Hariadi, "Simulasi Multi Atribut di Berdasarkan pada Agen untuk Keandalan Distribusi Energi Listrik Menggunakan Metode LVQ," 2011, pp. 55–63.
- [7] D. M. Wuryandari and I. Afrianto, "Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropogation dan Learning Vector Quantization Pada Pengenalan Wajah," *J. Komput. dan Inform.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–7, 2012.
- [8] J. Arifin and M. Zidny, "Verifikasi Tanda Tangan Asli Atau Palsu Berdasarkan Sifat Keacakan (Entropi)," *J. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 130–135, 2017.
- [9] D. Retnoningrum, A. W. Widodo, and M. A. Rahman, "Ekstraksi Ciri Pada Telapak Tangan dengan Metode Local Binary Pattern (LBP)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 3, pp. 2611–2618, 2019.
- [10] A. Hidayat and Makshun, "Analisis Citra Daun Berdasarkan Fitur Local Binary Pattern dan Fitur Canny Edge Detection Menggunakan Metode Klasifikasi K-Nearest Neighbor (K-NN)," STMIK Eresha, 2019.
- [11] F. N. Achsan, R. D. Atmaja, and R. Purnamasari, "Deteksi Adanya Cacat Pada Kayu Menggunakan Metode Local Binary Pattern," *e-Proceeding Eng.*, vol. 2, no. 1, pp. 298–305, 2015.
- [12] R. V. Nahari, A. S. Editya, and R. Alfita, "Ekstraksi Fitur Daun Tembakau Berbasis Discrete Cosine Transform (DCT)," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 4, no. 1, pp. 8–12, 2020.
- [13] F. E. Alfian, I. G. P. S. Wijaya, and F. Bimantoro, "Identifikasi Iris Mata Menggunakan Metode Wavelet Daubechies dan K-Nearest Neighbor," *JTIKA*, vol. 2, no. 1, pp. 1–10, 2020.
- [14] M. F. Permana, B. Hidayat, and S. Darana, "Identifikasi Kualitas Kesegaran Susu Sapi Melalui Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Watershad dan Klasifikasi Learning Vector Quantization (LVQ)," *e-Proceeding Eng.*, vol. 5, no. 3, pp. 4851–4858, 2018.
- [15] U. Sudibyo, E. H. Kusumaningrum, Purwanti Desi Rachmawanto, and C. A. Sari, "Optimasi Algoritma Larning Vector Quantization (LVQ) dalam Pengklasifikasikan Citra Daging Sapi dan Daging Babi," *J. SIMETRIS*, vol. 9, no. 1, pp. 1–10, 2018.
- [16] A. A. P. B. Dwi, B. Hidayat, and J. Arif, "Identifikasi Sub-Fosil Gigi Graham pada Manusia Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Local Binary Pattern (LBP) dan Klasifikasi Learning Vector Quantization (LVQ)," in *e-proceeding of Engineering*, 2018, vol. 5, no. 2, pp. 2090–2098.
- [17] D. A. Dharmawan, "Deteksi Kanker Serviks Otomatis Berbasis Jaringan Saraf Tiruan LVQ dan DCT," *JNTETI*, vol. 3, no. 4, pp. 3–6, 2014.
- [18] J. Y. Sari and R. A. Saputra, "Pengenalan Finger Vein Menggunakan Local Line Binary Pattern dan Learning Vector Quantization," *Ultim. Comput.*, vol. 9, no. 2, pp. 52–57, 2017.
- [19] A. S. Syair, M. I. Sarita, and I. P. Ningrum, "Identifikasi citra tanda tangan menggunakan LBP pada smartphone berbasis android," *semanTIK*, vol. 5, no. 1, pp. 17–24, 2019.
- [20] R. Kasmala, A. B. Purba, and U. T. Lenggana, "Kompresi Citra Dengan Menggabungkan Metode Discrete Cosine Transform (DCT) dan Algoritma Huffman," *JOIN*, vol. 2, no. 1, pp. 1–9, 2017.
- [21] "Laurent. F, 1994, 'Fundamentals of Neural Networks, Architecture, Algorithms, and Application', Prentice Hall.," p. 1994, 1994.
- [22] L. Fausett, *Fundamental of Neural Networks, Architecture, Algorithms, and Application*, 1st ed. Englewood: Pearson, 1994.
- [23] S. R. Wurdianarto, S. Novianto, and U. Rosyidah, "Perbandingan Euclidean Distance dengan Canberra Distance pada Face Recognition," *Techno.COM*, vol. 13, no. 1, pp. 31–37, 2014.
- [24] M. Nishom, "Perbandingan Akurasi Euclidean Distance , Minkowski Distance , dan Manhattan Distance pada Algoritma K- Means Clustering berbasis Chi-Square," *J. Inform. J. Pengembangan IT(JPIT)*, vol. 04, no. 01, pp. 20–24, 2019.
- [25] M. Sokolova and G. Lapalme, "A systematic analysis of performance measures for classification tasks," *Inf. Process. Manag.*, vol. 45, no. 4, pp. 427–437, 2019.