



JEPIN

(Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)

ISSN(e): 2548-9364 / ISSN(p) : 2460-0741

Vol. 6
No. 3
Desember
2020

Analisis Perbandingan Metode LBP dan CLBP pada Sistem Pengenalan Individu Melalui Iris Mata

Sofia Saidah^{#1}, Rita Purnamasari^{#2}, Aulia Novria Bainuri^{#3}, Gloria Shekinah Florensia Wahid^{#4}

[#]Program Studi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro Universitas Telkom

Jalan Telekomunikasi no 1 Bandung

¹sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id

²ritapurnamasari@telkomuniversity.ac.id

³aulianovridabainuri@gmail.com

⁴gloriawahid@gmail.com

Abstrak— Salah satu metode yang digunakan untuk mengenali individu, baik berdasarkan ciri fisik, karakter maupun perilaku yang membedakan antara satu individu dengan individu lainnya disebut sebagai biometrik. Iris mata merupakan salah satu ciri biometric yang sering digunakan untuk proses pengenalan individu. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui perbandingan kinerja Metode LBP dan Metode CLBP dalam melakukan pengenalan individu melalui iris matanya. Dari hasil penelitian diperoleh bahwa metode CLBP menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 89,71%, sementara metode LBP menghasilkan akurasi 87,43%.

Kata kunci— Akurasi, Biometrik, CLBP, Iris Mata, Individu, LBP.

I. PENDAHULUAN

Identifikasi merupakan hal yang dibutuhkan sebagai individu yang memerlukan privasi dan juga keamanan. Biometrik merupakan salah satu sistem identifikasi yang optimal dan berkaitan dengan teknologi yang digunakan untuk menganalisa karakteristik fisik maupun perilaku individu. Biometrik juga merupakan sebuah metode yang dilakukan untuk mengenali individu berdasarkan satu atau lebih ciri-ciri fisik yang unik [1].

Dewasa ini, biometrik menjadi hal yang lebih unggul dibandingkan dengan identifikasi personal dengan kunci rahasia kriptografi dan juga kata sandi [2]. Salah satu karakteristik dalam biometrik adalah karakteristik fisiologis. Karakteristik fisiologis ini mencakup ciri fisik seperti, pola garis telapak tangan, ciri khas wajah, pola iris mata, sidik jari, serta retina mata [3]. Salah satu jenis biometrik yang paling sering digunakan di Indonesia adalah identifikasi sidik jari. Namun, tingkat keakuratannya kurang stabil dikarenakan adanya beberapa faktor seperti gesekan jari yang membuat struktur pola sidik jari berubah sedangkan Iris merupakan lapisan cakram film yang mengandung pigmen terletak diantara lensa kornea dan melingkari lingkaran pada pupil. Hal ini membuat identifikasi iris dianggap merupakan salah satu

metode identifikasi biometrik yang stabil dan ideal karena letaknya yang terproteksi oleh kornea dan juga telah ditemukan fakta bahwa iris mata setiap individu mengandung tekstur yang unik dan berbeda serta sifatnya yang cenderung tidak berubah [2].

Pada umumnya, identifikasi individu melalui pola iris mata dapat dilakukan dengan menggunakan beberapa metode, diantaranya Independent Component Analysis (ICA), Local Binary Pattern (LBP), Principal Component Analysis (PCA) sebagai ekstraksi cirinya dan K-Nearest Neighbor (KNN) sebagai pengklasifikasiannya. Namun, pada penelitian ini metode yang digunakan adalah Compound Local Binary Pattern (CLBP) dan Support Vector Machine (SVM) sebagai pengklasifikasiannya serta metode Compound Local Binary Pattern (CLBP) sebagai metode ekstraksi ciri dan K-Nearest Neighbor (KNN) sebagai metode klasifikasi pembandingnya.

Local Binary Pattern (LBP) sebagai ekstraksi ciri untuk memperoleh fitur iris dengan membandingkan piksel gambar dengan piksel tetanggaannya. Sedangkan, metode Compound Local Binary Pattern (CLBP) pada dasarnya adalah teknik ekstraksi fitur tekstur lokal. Metode ini mempertimbangkan tata ruang hubungan antara nilai-nilai pixel yang kemudian akan dikodekan. Pada penelitian sebelumnya dalam sistem pengenalan individu melalui pola iris mata dengan menggunakan metode Compound Local Binary Pattern (CLBP) serta Neural Network sebagai classifier-nya. Hasil akurasi dari penelitian yang dilakukan sebelumnya adalah 96% [4]. Pada penelitian lainnya terdapat beberapa pengenalan iris mata dengan ekstraksi ciri dan klasifikasi yang telah digunakan diantaranya Local Binary Pattern (LBP) dan K-Nearest Neighbor (K-NN) [5], Local Binary Pattern (LBP) dan Neural Network [6], Wavelet Transform dan Hamming Distance [7], dan Wavelet Haar, JST Backpropagation, dan LVQ [8]. Pada penelitian sebelumnya, pengenalan iris mata dilakukan dengan menggunakan metode LBP sebagai metode ekstraksi ciri dan klasifikasi dengan Neural Network mendapatkan akurasi 93,5%. Support Vector Machine

(SVM) merupakan salah satu metode klasifikasi dalam pattern recognition yang memetakan suatu data pada konsep pengenalan pola khususnya mengklasifikasi ciri yang telah terekstraksi menjadi dua buah kelas sesuai hyperplane terbaik.

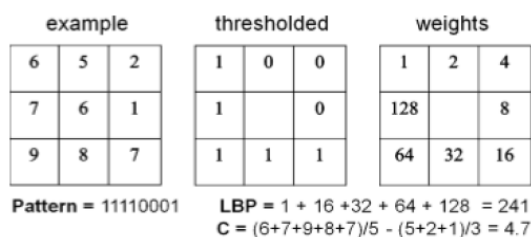
II. LANDASAN TEORI

A. Local Binary Pattern (LBP)

Local Binary Pattern (LBP) merupakan salah satu deskriptor tekstur terbaik yang banyak digunakan dalam berbagai aplikasi [5]. LBP dapat juga digunakan untuk citra iris mata. Pola biner mendukung ekstraksi fitur untuk mengklasifikasikan secara efisien Tekstur pada LBP secara eksternal terdiri atas berbagai motif dan pola. LBP didefinisikan sebagai perbandingan nilai biner piksel pada pusat citra terdiri dari 8 nilai piksel disekelilingnya. Karena sekelilingnya terdiri dari 8 piksel, total $2^8 = 256$ label yang berbeda dapat diperoleh tergantung pada nilai abu-abu relatif pusat dan piksel di sekelilingnya [9].

Maka dimisalkan pada sebuah citra bekerja dalam blok 3×3 piksel dari suatu gambar, nilai biner pada pusat citra dibandingkan dengan nilai sekelilingnya [10]. Sehingga, nilai piksel pada pusat citra dikurangkan dengan nilai piksel disekelilingnya, jika tingkat abu-abu dari piksel tetangga lebih tinggi atau sama dengan 0 maka diberi nilai 1 dan jika hasilnya kurang dari 0 maka di beri nilai 0. Langkah selanjutnya adalah menyusun 8 nilai biner sesuai dengan arah jarum jam atau sebaliknya dan mengubah 8 bit biner menjadi nilai desimal untuk menggantikan nilai piksel pada pusat citra [9]. Output dari LBP adalah vektor-vektor fitur dengan n-dimensi yang digunakan sebagai input untuk pengklasifikasi lainnya.

Secara umum, LBP merupakan sebuah kode biner yang merepresentasikan pola tekstur lokal dengan cara membangun lingkungan batas dengan nilai abu-abu dari pusatnya. Contoh formulasi LBP pada 3×3 piksel sebagai berikut :



Gambar. 1 Proses perhitungan piksel LBP [9]

Setiap piksel memiliki nilai hasil keluaran proses *grayscale*, kemudian pada nilai tersebut dilakukan *thresholding* yang berpusat pada titik tengah. Piksel yang memiliki nilai sama atau lebih dibandingkan dengan titik tengah diberi nilai 1 selain itu diberi nilai 0. Semua hasil *thresholding* yang digabungkan akan menghasilkan nilai 8 bit. Selanjutnya, nilai LBP diperoleh dari hasil penjumlahan dua pangkat nilai angka yang bernilai 1. Rumus komputasi LBP sebagai berikut [10]:

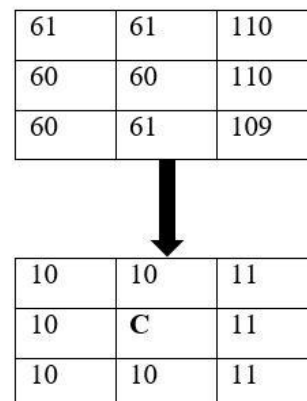
$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c)2^p, \quad s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

Dengan g_c merupakan nilai *grayscale* untuk titik pusat piksel, g_p merupakan nilai keabuan dari piksel tetangga, P merupakan jumlah piksel tetangga, dan R merupakan jarak radius dari tetangga yang dihitung antara piksel tengah dan 15 piksel tetangga. $s(x)$ merupakan fungsi *thresholding*. $LBP_{P,R}$ merupakan nilai desimal hasil konversi nilai biner.

B. Compound Local Binary Pattern (CLBP)

Salah satu penelitian yang menerapkan teknik ini adalah Identifikasi personal melalui iris mata menggunakan CLBP dan *Neural Network* sebagai klasifikasinya [4]. Teknik ini sangat andal, aman dan mencapai tingkat pengenalan yang tinggi dalam hal sistem pengenalan wajah. Teknik ini menggunakan bit $2P$ kode ke piksel pusat berdasarkan nilai abu-abu yang terbentuk dari P tetangga [4]. Jika pada LBP, kode dihitung dengan membandingkan piksel gambar dengan piksel tetangga. [4], berbeda halnya dengan CLBP. Teknik pada CLBP ini menggunakan bit $2P$ kode ke piksel pusat berdasarkan nilai abu-abu yang terbentuk dari P tetangga. Bit pertama menunjukkan tanda dan bit kedua mewakili besarnya perbedaan antara pusat dan nilai-nilai tetangga yang sesuai. X_{avg} adalah besarnya rata-rata perbedaan antara pusat dan nilai-nilai abu-abu tetangga. Teknik ini tetapkan 1 bit jika besarnya perbedaan antara pixel sentral dan tetangga lebih banyak dibandingkan dengan X_{avg} [4].

Teknik CLBP pada dasarnya merupakan teknik ekstraksi fitur tekstur local yang mempertimbangkan hubungan spasial antar nilai piksel. Histogram diplot pada setiap gambar CLBP dan kemudian dikodekan [4].



Gambar. 2 Proses perhitungan piksel CLBP [4]

C. K-Nearest Neighbor (K-NN)

K-NN merupakan algoritma non-parametrik dan dapat digunakan untuk klasifikasi dan regresi dalam aplikasi pengenalan pola. Yang dimaksud non-parametrik adalah bahwa tidak ada asumsi yang dibuat tentang data dasar atau

distribusinya. K-NN juga merupakan salah satu algoritma paling sederhana dalam pembelajaran mesin yang berarti juga bahwa ini membutuhkan waktu yang lebih sedikit jika dibanding dengan pengklasifikasi lainnya [11].

Menentukan jarak dari sebuah titik ke sampel yang terdekat dapat dilakukan dengan beberapa cara, yaitu [12]:

1) *Euclidean Distance*: merupakan perhitungan antara jarak dua titik yang dituliskan pada persamaan berikut:

$$D_{(a,b)} = \sqrt{\sum_{k=1}^d (a_k - b_k)^2} \quad (1)$$

2) *City Block Distance*: merupakan perhitungan jarak antara dua titik dari jumlah perbedaan nilai mutlak koordinat kartesian yang dituliskan pada persamaan berikut:

$$Cityblock = \sum_{k=1}^N |a(k) - b(k)| \quad (2)$$

3) *Cosine Distance*: dihitung dengan 1 dikurangi nilai cos dari sudut antara dua titik yang didefinisikan sebagai berikut:

$$Cosine = \frac{\sum_k (a_k \times b_k)}{\sqrt{\sum_k a_k^2} \sqrt{\sum_k b_k^2}} \quad (3)$$

4) *Correlation Distance*: Pada *Correlation Distance*, titik-titik dianggap sebagai barisan nilai, jarak antar nilai x_s dan x_t dengan rumus sebagai berikut:

$$Correlation = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{\sum_{k=1}^N (a_k - \bar{a})(b_k - \bar{b})}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (a_k - \bar{a})^2} \sqrt{\sum_{k=1}^N (b_k - \bar{b})^2}} \right) \quad (4)$$

D. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan metode klasifikasi menggunakan algoritma yang bekerja dengan menggunakan pemetaan nonlinear untuk mengubah data pelatihan asli ke dimensi yang lebih tinggi [13]. Pada dimensi baru akan mencari hyperplane untuk memisahkan secara linear dan pemetaan nonlinear yang tepat ke dimensi yang cukup tinggi, dari kedua kelas tersebut dapat dipisahkan dengan hyperplane. SVM menemukan hyperplane ini menggunakan support vector dan margin. SVM pertama kali diperkenalkan pada tahun 1992 oleh Vladimir Vapnik bersama rekan nya Bernhard Boser dan Isabelle Guyon [13]. Konsep dari SVM yaitu bekerja dengan baik pada set data yang memiliki dimensi tinggi, SVM juga menggunakan teknik kernel untuk memetakan data asli dari dimensi asalnya menjadi dimensi lain yang relatif lebih tinggi [14]. SVM hanya menyimpan sebagian kecil dari data latih yang digunakan pada saat klasifikasi. Hal tersebut yang menjadi kelebihan SVM karena tidak semua data latih akan dilibatkan dalam setiap iterasi pelatihannya. SVM termasuk ke dalam metode yang sangat akurat karena kemampuannya untuk menangani model-

model nonlinear yang kompleks. Penerapan SVM dapat juga digunakan sebagai pattern recognition antara lain pengenalan objek, deteksi tulisan tangan, identifikasi suara, dan lain-lain.

E. Ciri Statistik Orde Pertama

Ekstraksi ciri orde pertama merupakan metode pengambilan ciri berdasarkan karakteristik yang dihasilkan oleh histogram sebuah citra. Histogram menunjukkan probabilitas kemunculan nilai derajat keabuan piksel pada suatu citra. Dari nilai-nilai pada histogram yang dihasilkan, dapat dihitung beberapa parameter ciri orde pertama, diantaranya adalah Mean, Variance, Skewness, Standar Deviasi, Kurtosis, dan Entropy [15].

III. METODOLOGI PENELITIAN

Pada penelitian ini dirancang sebuah sistem dengan tahapan penelitian sebagai berikut : Tahap pertama diawali dengan memasukkan citra digital dari iris mata yang sudah diambil sebelumnya menggunakan kamera digital. Kemudian dilanjutkan dengan tahap pre-processing yang berfungsi untuk meningkatkan kualitas citra sebelum masuk ke tahap selanjutnya. Tahap berikutnya adalah tahap ekstraksi ciri dengan menggunakan metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Compound Local Binary Pattern* (CLBP) untuk membandingkan kedua metode ekstraksi ciri tersebut dan memperoleh performansi terbaik. Tahap terakhir adalah tahap klasifikasi dengan *Support Vector Machine* (SVM) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) sebagai pembanding untuk menentukan pemilik iris mata dan melihat seberapa besar akurasi yang didapatkan saat data dimasukkan kedalam perangkat lunak.

A. Akuisisi Citra Iris Mata

Akuisisi citra merupakan tahap awal untuk memperoleh citra digital dari pola iris mata. Citra iris mata diambil menggunakan kamera digital kemudian disimpan dalam format .bmp. Jarak pengambilan citra iris mata harus sama untuk setiap proses pengambilan data dengan cara menyesuaikan focus kamera sehingga mampu mendapatkan citra iris mata yang diperlukan.

B. Preprocessing

Preprocessing merupakan tahap yang dilalui sebelum masuk ke tahap ekstraksi ciri dengan tujuan agar citra digital yang masuk ke dalam sistem sesuai dan memiliki kualitas yang baik. Pada penelitian ini, tahap *preprocessing* yang dilakukan diantaranya adalah

1) *Cropping*: bagian iris mata, proses ini dilakukan untuk memisahkan bagian mata yaitu hanya mengambil bagian iris mata dan membuang bagian lainnya.

2) *Radius*: berfungsi untuk menentukan area yang ingin diambil dengan bentuk circle. Radius pada penelitian iris mata ini terbagi menjadi dua yaitu radius bagian dalam dan radius bagian luar. Radius bagian luar mengambil bagian kornea mata kemudian di radius bagian dalam mengambil citra iris mata.

3) *Grayscale*: yaitu proses mengubah citra RGB menjadi citra *grayscale* untuk mereduksi citra tiga layer menjadi citra satu layer dengan nilai intensitas yang sama.

4) *Convert grayscale to binary*: adalah proses untuk mengubah citra *grayscale* menjadi citra biner. Dengan tujuan untuk mempermudah proses ekstraksi ciri yang memerlukan data berupa citra biner.

5) *Resize*, adalah proses untuk menyeragamkan ukuran citra yang akan di proses.

C. Ekstraksi Ciri

Proses selanjutnya adalah proses ekstraksi ciri dengan menggunakan metode LBP juga metode CLBP. Kedua metode ini masing-masing digunakan untuk proses ekstraksi ciri untuk kemudian dibandingkan hasilnya dan diperoleh metode ekstraksi ciri terbaik. Proses ekstraksi ciri menggunakan metode LBP bertujuan untuk menghilangkan variable yang disebabkan oleh iluminasi kontras sehingga citra iris mata dengan berbagai pencahayaan sehingga diperoleh output yang hampir mirip. Dengan melakukan ekstraksi piksel menggunakan LBP, maka diperoleh sebuah nilai matrik baru yang akan diubah ke histogram untuk memperoleh fitur iris mata. Didalam metode ini bekerja dengan konsep matriks, setiap piksel pada citra akan diproses dengan melihat piksel disekitarnya. Perhitungan histogram kode LBP menormalkan untuk memindahkan, dan normalisasi untuk rotasi dicapai dengan pemetaan invarian rotasi. Tahapan ekstraksi ciri dengan menggunakan LBP adalah sebagai berikut :

1) *Menentukan parameter LBP*: Pada penelitian ini parameter LBP yang digunakan adalah radius = 8 dan sampling point = 1.

2) *Menentukan Thresholding*: Proses *thresholding* pada LBP berada pada titik pusat dengan membandingkan nilai tengah piksel dengan piksel sekelilingnya pada matriks 3x3. Dengan kondisi nilai yang lebih besar atau sama dengan nilai tengah piksel menjadi bernilai 1 dan untuk nilai yang lebih kecil menjadi 0.



Gambar 3. Menentukan *thresholding* pada citra

3) *Menentukan pola biner*: Pada proses ini pola biner ditentukan sesuai dengan persamaan rumus yang didapat pada LBP dengan menyusun 8 nilai biner yang diperoleh dari menentukan *thresholding* searah jarum jam atau sebaliknya.

4) *Menentukan mapping dari nilai LBP*. Proses ini adalah *mapping* yang didapat dari hasil pola biner kemudian dikalikan dengan bobot dan menghasilkan nilai desimal untuk menggantikan nilai piksel pusat sebelumnya. dari hasil nilai piksel yang baru didapatkan suatu nilai

matrik yang akan dirubah ke histogram untuk memperoleh fitur iris mata.

Sementara itu, jika dibandingkan dengan metode LBP, CLBP hanya memiliki sedikit perbedaan. Pada metode CLBP ini, bit pertama menunjukkan tanda perbedaan antara pusat dan nilai abu-abu tetangga yang sesuai seperti pengkodean LBP dasar. Bit lainnya digunakan untuk mengkodekan besarnya perbedaan sehubungan dengan nilai ambang.

Setelah melalui proses ekstraksi ciri dengan LBP maupun CLBP, Ciri dari data uji yang diperoleh kemudian masuk ke proses selanjutnya yaitu perhitungan ciri statistic orde pertama yang meliputi nilai Mean, Variance, Skewness, Standar Deviasi, Kurtosis, dan Entropy.

D. Klasifikasi dengan Support Vector Machine dan k-Nearest Neighbor

Tahap yang dilakukan setelah ekstraksi ciri adalah klasifikasi. Masukan pada tahap ini adalah ciri statistic orde pertama. Pada tahap ini bisa diketahui mengenai performansi dari sistem yang dirancang dengan cara membandingkan hasil dari proses klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *k-Nearest Neighbor* (k-NN).

IV. HASIL PENGUJIAN DAN ANALISIS

Pada penelitian ini diperoleh data iris mata kanan dan kiri sebanyak 1400 data citra iris mata yang terdiri dari 700 data citra latih dan 700 data citra uji. Skenario pengujian yang dilakukan terdiri dari empat skenario pengujian.

A. Skenario Pengujian Pertama

Skenario pengujian pertama, adalah pengujian pengaruh ukuran citra dan jenis SVM Multiclass terhadap Akurasi sistem. Pada skenario pengujian ini digunakan parameter 6 ciri statistik berupa (Mean, Kurtosis, Standar Deviasi, Skewness, Variance, Entropy) dan fungsi Kernel Gaussian.

TABEL I
PENGUJIAN AKURASI SISTEM BERDASARKAN UKURAN CITRA DAN JENIS MULTICLASS SVM

size	Mata Kanan				Mata Kiri			
	LBP		CLBP		LBP		CLBP	
	(%)		(%)		(%)		(%)	
	OAA	OA0	OAA	OA0	OAA	OA0	OAA	OA0
16x16	84	78	86,67	86,95	86,28	78,6	88,85	88,57
32x32	85,14	84,57	88,09	88,09	85,71	86,6	88,85	88,85
64x64	85,14	85,14	88,11	88,11	87,42	87,42	89,71	89,71

Pada saat digunakan metode LBP, akurasi terbaik sebesar 87,42% diperoleh ketika digunakan ukuran citra 64 x 64. Begitu pula pada CLBP, akurasi terbaik sebesar 89,71% diperoleh ketika digunakan ukuran citra 64 x 64 . Jika dilihat dari nilai rata-rata akurasi, LBP memiliki

performansi yang lebih baik ketika digunakan data iris mata kiri dengan jenis SVM Multiclass OAA dengan akurasi rata-rata 86,47%. Begitu pula dengan CLBP, nilai rata-rata akurasi terbaik sebesar 89,13% diperoleh ketika digunakan data iris mata kiri dengan jenis SVM Multiclass OAA. Dapat disimpulkan bahwa baik pada LBP maupun CLBP, performansi sistem terbaik diperoleh ketika digunakan ukuran citra 64x64, jenis SVM Multiclass OAA dan data iris mata kiri. Artinya semakin besar ukuran citra yang digunakan, maka semakin besar pula akurasinya.

B. Skenario Pengujian Kedua

Skenario pengujian yang kedua adalah pengujian pengaruh jenis kernel yang digunakan terhadap akurasi sistem. Pada pengujian ini digunakan data iris mata kiri, jenis SVM Multiclass OAA, ukuran citra 64x64 dan 6 ciri statistik orde 1. Berikut adalah tabel pengujian jenis kernel terhadap akurasi sistem.

TABEL III
PENGUJIAN AKURASI SISTEM BERDASARKAN FUNGSI KERNEL

Parameter Fungsi Kernel		
Fungsi	Mata Kiri	
	LBP	CLBP
	(%)	(%)
Gaussian	87,4	89,71
Linear	81,1	82
Polynomial	81,7	81,43

Berdasarkan hasil pengujian fungsi kernel yang digunakan, dapat dilihat bahwa akurasi terbaik sistem diperoleh ketika digunakan fungsi kernel Gaussian baik pada LBP maupun CLBP.

C.. Skenario Pengujian Ketiga

Skenario pengujian yang kedua adalah pengujian pengaruh ciri statistik yang digunakan terhadap akurasi sistem. Ciri statistik yang digunakan yaitu Mean, Variance, Standar Deviasi, Skewness, Kurtosis, Dan Entropy. Pada pengujian ini, parameter lainnya yang digunakan adalah 64x64, jenis SVM multiclass OAA, data iris mata kiri dan Fungsi Kernel Gaussian . Berikut adalah tabel pengujian ciri statistik terhadap akurasi sistem.

TABEL III
PENGUJIAN AKURASI SISTEM BERDASARKAN KOMBINASI ENAM CIRI STATISTIK

Enam Parameter Ciri Statistika				
Ciri	K-NN		SVM	
	LBP	CLBP	LBP	CLBP
Mean, Std Deviasi, Skewness, Kurtosis, Variance, Entropy	85,1	88,11	87,4	89,71

Dari hasil perbandingan pengujian dua metode klasifikasi, diperoleh bahwa akurasi sistem terbaik dihasilkan ketika digunakan metode klasifikasi SVM dibandingkan dengan metode K-NN.

V. KESIMPULAN

Sistem pengenalan individu melalui iris mata menghasilkan akurasi terbaik ketika menggunakan metode *Local Binary Pattern* (LBP) maupun *Compound Local Binary Pattern* (CLBP) dan metode klasifikasi SVM. Parameter terbaik yang digunakan adalah ukuran citra 64 x 64, menggunakan kombinasi 6 ciri statistic, fungsi kernel Gaussian dan jenis SVM Multiclass OAA.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis ucapkan kepada tim peneliti sekaligus tim penulis yang berkontribusi dalam artikel ini.

REFERENSI

- [1] A. A. Andarinny, C. E. Widodo and K. Adi, "Perancangan sistem identifikasi biometrik jari tangan menggunakan Laplacian of Gaussian dan ekstraksi kontur," *Youngster Physics Journal*, pp. 304-314, Oktober 2017.
- [2] E. G. Kristanto, R. Elisa and S. Wangko, "Identifikasi Iris : Opsi Identifikasi Biometrik," *Jurnal Biomedik*, vol. 5, pp. S7-11, November 2013.
- [3] R. R. Isnanto and B. Setiyono, "Identifikasi Iris Mata menggunakan Tapis Gabor Wavelet dan Jaringan Syaraf Tiruan Learning Vector Quantization (LVQ)," *Teknik*, vol. 30, no. 1, pp. 19-24, 2009.
- [4] P. G. D. G. a. A. D. Krishna Devi, "An Effective Feature Extraction Approach for Iris Recognition System," *Indian Journal of Science and Technology*, vol. 9 (47), 2016. R. E. Sorace, V. S. Reinhardt, and S. A. Vaughn, "High-speed digital-to-RF converter," U.S. Patent 5 668 842, Sept. 16, 1997.
- [5] N. S. Sarode dan D. A. Patil, "Iris Recognition using LBP with Classifiers- KNN and NB," *International Journal of Science and Research (IJSR)*, vol. 4, no. 1, pp. 1904-1908, 2015 .
- [6] P. Thirumurugan dan G. Mohanbabu, "Iris Recognition using Wavelet Transformation Techniques," *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, vol. 3 , no. 1, pp. pg. 75-83, 2014.
- [7] D. Krishna, G. Preeti, G. Diksha dan A. Dhindsa, "An Effective Feature Extraction Approach for Iris Recognition System," *Indian Journal of Science and Technology*, vol. 9, no. 47, pp. 2-5, 2016.

- [8] Y. I. Hatmojo, "Implementasi Wavelet Haar dan Jaringan Tiruan Pada Pengenalan Pola Selaput Pelangi Mata," JNTEI, vol. 3, no. 1, pp. 58-62, 2014.
- [9] M. Pietikäinen, A. Hadid, G. Zhao dan T. Ahonen, *Computer Vision Using Local Binary Patterns*, london: Springer, 2011.
- [10] M. A. Rahim, M. N. Hossain dan T. Wahid, "Face Recognition using Local Binary Patterns (LBP)," *Global Journal of Computer Science and Technology*, vol. 13, no. 4, 2013.
- [11] E. ACAR, "Extraction of texture features from local iris areas by GLCM and iris recognition system based on K-NN," *European Journal of Technic (EJT)*, vol. 6, no. 1, pp. 44-52, 2016.
- [12] A. S. Rizcky, H. B and O. F, "Identifikasi Pola Rugae Palatina berdaasarkan Metode Geometric Active Contour (GAC) dengan Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN) pada Populasi Mahasiswa S1 Teknik Telekomunikasi Angkatan 2015 Universitas Telkom," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 6, no. 1, pp. 741-748, April 2019.
- [13] P. P. Widodo, R. T. Handayanto dan Herlawati, *Penerapan Data Mining Dengan Matlab*, Bandung: Rekayasa Sains, 2013.
- [14] E. Prasetyo, *Data Mining-Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*, Yogyakarta: ANDI, 2014.
- [15] Y. Permadi dan Murinto, "Aplikasi Pengolahan Citra Untuk Identifikasi Kematangan Mentimun Berdasarkan Tekstur Kulit Buah Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Statistik," *Jurnal Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 1028-1038, 2015.