

**IDENTIFIKASI POLA RUGAE PALATINA BERDASARKAN METODE
GEOMETRIC ACTIVE CONTOUR (GAC) DENGAN KLASIFIKASI
K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) PADA POPULASI MAHASISWA S1
TEKNIK TELEKOMUNIKASI ANGKATAN 2015 UNIVERSITAS
TELKOM**

**INDIVIDUAL IDENTIFICATION OF PALATINE RUGAE PATTERN BASED ON
GEOMETRIC ACTIVE CONTOUR (GAC) METHOD WITH K-
NEARESTNEIGHBOR (K-NN) CLASSIFICATION IN POPULATION OF
STUDENT AT UNDERGRADUATED OF TELECOMUNICATION
ENGINEERING BATCH 2015 TELKOM UNIVERSITY**

Azarine Sandi Rizcky ¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, IPM ², drg. Fahmi Oscandar, M.Kes ³

^{1,2}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom dan ³Fakultas
Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran

¹azarinesandi@student.telkomuniversity.ac.id, ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id

, ³fahmi.oscandar@fkg.unpad.ac.id

Abstrak

Bencana alam, tindak kriminal ataupun kecelakaan dapat menimbulkan jatuhnya korban jiwa. Korban kerap kali ditemukan dalam keadaan tak beridentitas sehingga memerlukan proses identifikasi. Identifikasi menjadi sangat sulit apabila korban dalam keadaan yang tidak memungkinkan. Maka, identifikasi biometrik menjadi peran penting dalam proses pencarian identitas korban. Dalam ilmu forensik, rugae palatina merupakan salah satu solusi yang digunakan untuk identifikasi biometrik. *Rugae palatina* merupakan sejumlah tonjolan membentuk pola yang terletak pada rongga mulut. Pola *rugae palatina* setiap orang berbeda sehingga dapat digunakan untuk identifikasi individu. Selain itu *rugae palatina* bersifat unik, stabil, dan terjaga karena pola ataupun karakteristiknya tidak akan berubah sepanjang hidup serta tidak mudah hancur. Pada penelitian ini, penulis membuat suatu aplikasi pengolahan citra digital *rugae palatina* dengan metode *Geometric Active Contour* dan *K-Nearest Neighbor Method* (K-NN) sebagai klasifikasinya. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 84,48%. Maka dapat disimpulkan bahwa sistem penelitian ini sudah dapat mengidentifikasi *rugae palatina* dengan baik.

Kata kunci : *Rugae Palatina, K-Nearest Neighbor, Geometric Active Countour*

Abstract

Natural disasters, criminal acts or accidents can cause casualties. Victims are often found in an unidentified state that requires an identification process. Identification becomes very difficult if the victim is in a situation that is not possible. So, biometric identification is an important role in the process of finding the victim's identity. In forensic science, rugae palatina is one of the solutions used for biometric identification. Palatine rugae is a number of bumps forming a pattern that is located in the oral cavity. Pattern of Palatine rugae everyone is different so it can be used for individual identification. Besides palatine rugae unique, stable, and maintained because the pattern or characteristics will not change throughout life and not easily destroyed. In this study, the author made an application for digital image processing palatine rugae which was started with the method Geometric Active Contour and K-Nearest Neighbor Method (K-NN) as the classification. The results obtained from this study resulted in the highest accuracy of 84,48%. So it can be concluded that this research system has been able to identify rugae palatina properly.

Keywords: *Rugae Palatina, K-Nearest Neighbor, Geometric Active Countour*

1. Pendahuluan

Bencana seperti kecelakaan, kebakaran, tindak kriminal sering kali menimbulkan korban jiwa. Identifikasi korban bencana akan sulit apabila korban dalam keadaan yang tidak memungkinkan. Maka, identifikasi biometrik menjadi peran penting dalam proses pencarian identitas korban.

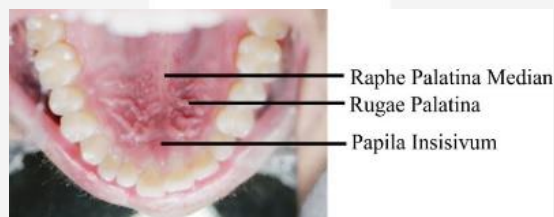
Odontologi forensik atau forensik kedokteran gigi telah mengembangkan identifikasi individu menggunakan komponen didalam rongga mulut seperti rugae palatina. Rugae palatina bersifat unik, karena memiliki pola yang berbeda setiap individunya bahkan pada individu yang kembar [1]. Selain itu, rugae palatina juga bersifat stabil yang artinya pola rugae tidak akan berubah sepanjang usia meskipun mengalami perubahan ukuran [1]. Maka *rugae palatina* dapat digunakan untuk proses identifikasi karena sifatnya yang unik dan stabil.

Pada penelitian ini, penulis membuat sistem yang dapat melakukan identifikasi individu *rugae palatina* menggunakan pengolahan citra digital. Metode yang digunakan adalah *Geometric Active Contour* (GAC) serta *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Sampel citra *rugae palatina* menggunakan foto *rugae* dari mahasiswa Universitas Telkom jurusan S1 Teknik Telekomunikasi angkatan 2015.

2. Dasar Teori

2.1 Rugae Palatina

Rugae palatina adalah lipatan atau kerutan dalam jumlah yang banyak dan tidak teratur terletak pada *anterior mukosa palatum* pada sepertiga anterior langit-langit mulut [1]. Dapat dilihat pada gambar 1. *rugae palatina* dimulai dari *papilla insisivum* sampai *raphe palatina median* yang tersusun secara melintang. Fungsi dari *rugae palatina* adalah membantu transportasi makanan, proses pengunyahan serta melakukan persepsi rasa karena adanya *reseptor gustator* [1].



Gambar 1. Anatomi Rugae Palantina

2.2 Geometric Active Contour

GAC merupakan salah satu metode segmentasi yang dapat memisahkan objek dengan *background* objek. GAC sebagai segmentasi citra berkerja dengan cara bergerak menuju batas objek yang diinginkan [2]. GAC merupakan metode yang berbasis *edge based* yaitu segmentasi berdasarkan tepi objek [2].

Pada pengaplikasiannya GAC dapat dijabarkan pada rumus berikut:

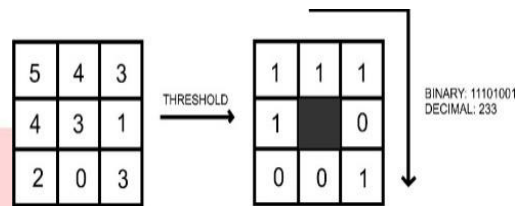
$$L(t) = \int_0^1 g(I) \left| \frac{\partial C}{\partial p} \right| dp \quad (1)$$

Nilai $g(I)$ merupakan fungsi multiplikasi deteksi sisi atau *edge indicator*. $L(t)$ merupakan Panjang kontur dengan penggunaan *level set*, dimana $\frac{\partial C}{\partial p}$ merupakan fungsi kontur ∂C awal pada ∂p .

2.3 Local Binary Pattern (LBP)

Local Binary Pattern (LBP) adalah metode ekstraksi ciri berdasarkan tekstur citra dengan melihat perbedaan *pixel* yang tetangga yang berdekatan. [3]. Pada gambar 2. merupakan contoh blok operator dari LBP dengan ukuran 3x3 dengan nilai tengah atau *threshold* 3. Jika nilai tetangga *threshold* memiliki nilai keabu-abuan yang lebih tinggi maka akan diberikan nilai 1. Jika nilai tetangga *threshold* memiliki nilai lebih rendah maka akan diberikan nilai 0. Selanjutnya hasil biner

tersebut diurutkan searah jarum jam dan dijadikan desimal. Hasil tersebut akan menggantikan nilai *threshold*.



Gambar 2. Blok operator LBP

Persamaan LBP didapatkan pada persamaan berikut [3]:

$$LBP(P, R) = \sum_{p=0}^{p-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad (2)$$

Dimana,

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (3)$$

Nilai $(g_p - g_c) 2^p$ merupakan proses mengubah biner menjadi desimal. Dimana s merupakan nilai biner.

2.4 Ekstraksi Ciri Orde Pertama

Ekstraksi ciri orde pertama merupakan metode pengambilan ciri berdasarkan karakteristik histogram citra. Ekstraksi ciri orde pertama, antara lain adalah mean, skewness, variance dan entropy. Berikut merupakan rumus dari ekstraksi ciri orde pertama:

1. Mean

Mean merupakan ekstraksi ciri statistik yang menunjukkan ukuran dispersi dari suatu citra.

$$\mu = \sum_n f_n P(f_n) \quad (4)$$

Dimana f_n merupakan nilai intensitas keabuan, $P(f_n)$ merupakan nilai probabilitas kemunculan intensitas pada citra tersebut.

2. Variance

Variance merupakan ekstraksi ciri orde pertama yang menunjukkan variasi elemen pada histogram suatu cita.

$$\sigma^2 = \sum_n (f_n - \mu) P(f_n) \quad (5)$$

3. Skewness

Skewness menunjukkan kecondongan distribusi nilai suatu data.

$$\alpha_3 = \frac{1}{\sigma^3} \sum_n (f_n - \mu) P(f_n) \sigma^3 \quad (6)$$

4. Entropy

Entropy digunakan untuk menunjukkan ukuran ketidakaturan bentuk dari suatu citra.

$$H = \sum_n P(f_n) \log_2(P(f_n)) \quad (7)$$

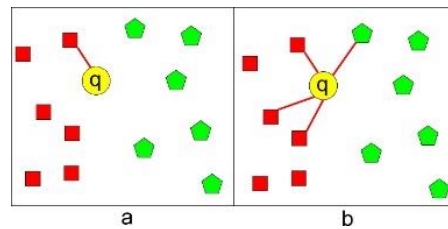
5. Standar Deviasi

Standar Deviasi merupakan ukuran variasi atau dispersi dari nilai-nilai data.

$$\sigma = \sum_n (s_n - \mu) P(f_n) \quad (8)$$

2.6 K-Nearest Neighbour (K-NN)

K-Nearest Neighbour (K-NN) adalah metode klasifikasi yang mengelompokan objek berdasarkan data jarak terdekat suatu objek tersebut [4].



Gambar 3. Gambar a memiliki K=1 dan gambar b memiliki K=4

Gambar 3. merupakan contoh proses K-NN dengan K=1 untuk gambar a dan K=4 untuk gambar b. Titik q atau *query* merupakan sampel yang belum diketahui klasifikasinya. Karena pada gambar a nilai K=1, maka titik q diklasifikasikan dengan hanya satu sampel yang diketahui yaitu merah. Sedangkan pada gambar b, titik q diklasifikasikan sebagai sampel merah karena mendapatkan sampel merah lebih banyak. Apabila gambar b, titik q mendapatkan 2 sampel merah dan 2 sampel hijau, maka tidak dapat diklasifikasi. Maka, dapat disimpulkan nilai K tidak boleh bernilai genap atau harus bernilai ganjil [4].

Menentukan jarak dari titik q ke sampel yang terdekat dapat dilakukan beberapa cara, yaitu [5]:

1. *Euclidean Distance*

Euclidean Distance yaitu menghitung antara jarak dua titik yang dituliskan pada persamaan berikut:

$$d_{st}^2 = (x_s - y_t) (x_s - y_t)' \quad (9)$$

2. *City Block Distance*

City Block Distance menghitung jarak antara dua titik dari jumlah perbedaan nilai mutlak koordinat kartesian yang dituliskan persamaan berikut:

$$d_{st} = \sum_{j=1}^n |X_{sj} - Y_{tj}| \quad (10)$$

3. *Cosine Distance*

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

$$d_{st} = \left(1 - \frac{x_s y_t'}{\sqrt{(x_s y_t')(x_t y_t')}} \right) \quad (11)$$

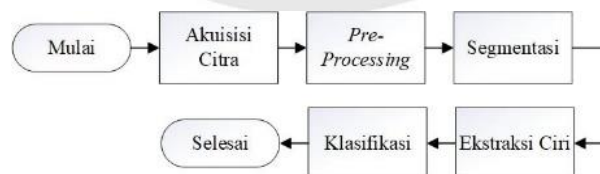
4. *Correlation Distance*

Dalam *correlation distance*, titik-titik dianggap sebagai barisan nilai, jarak antar nilai x_s dan x_t , memakai rumus sebagai berikut:

$$d_{st} = \left(1 - \frac{(x_s - \bar{x}_s) (x_t - \bar{x}_t)}{\sqrt{((x_s - \bar{x}_s) (x_s - \bar{x}_s)) (x_t - \bar{x}_t) (x_t - \bar{x}_t)}} \right) \quad (12)$$

3. Perancangan Sistem

3.1. Desain Model Sistem

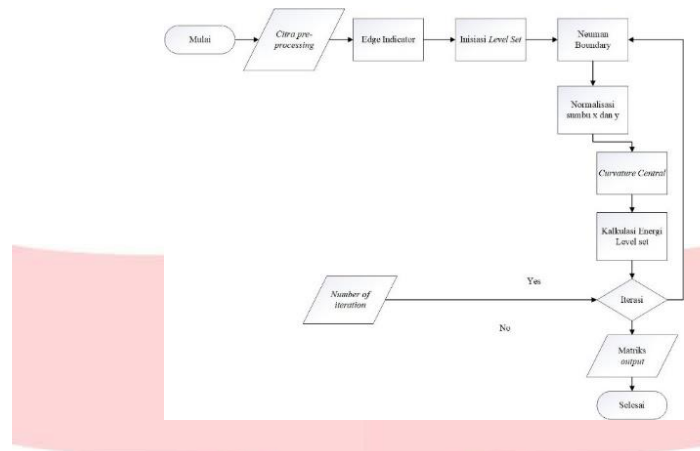


Gambar 4. Diagram Alir Desain Model Sistem

Pada gambar 5 proses perancangan mengalami lima tahap. Tahap akuisisi citra merupakan tahapan untuk mendapatkan data berupa foto *rugae palatina*. Tahap *pre-processing* bertujuan untuk mempermudah proses komputasi citra. Tahap segmentasi yaitu proses untuk memisahkan pola *rugae palatina* antara dengan *background*. Tahap ekstraksi ciri merupakan proses untuk

mencari nilai ciri pada pola *rugae* yang didapatkan. Tahap klasifikasi merupakan proses untuk mengklasifikasikan pola *rugae palatina* menggunakan.

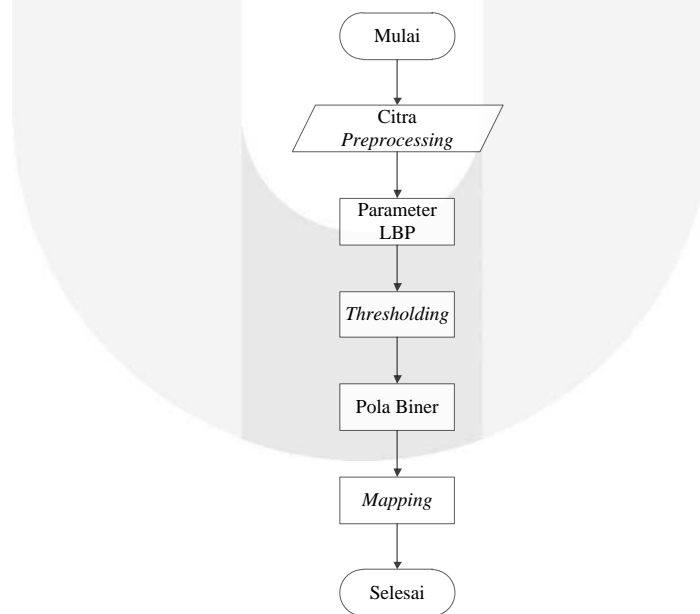
3.2 Segmentasi



Gambar 5. Diagram Alir Segmentasi Menggunakan GAC

Proses Segmentasi citra merupakan proses untuk mendeteksi pola *rugae palatina*. Proses segmentasi ini menggunakan metode *Geometric Active Contour (GAC)*. *Edge indicator* digunakan untuk menerapkan *edge detection* pada GAC dengan citra hasil *pre-processing* sebagai input. Selanjutnya adalah melakukan *neuman boundary* yang kemudian dinormalisasi. Setelah dinormalisasi, selanjutnya adalah menghitung *curvature central*. Hasil *curvature central* dihitung dengan cara mengkalkulasi energi *level set*. Proses ini akan terus berlangsung sejumlah iterasi yang digunakan.

3.3 Ekstraksi Ciri



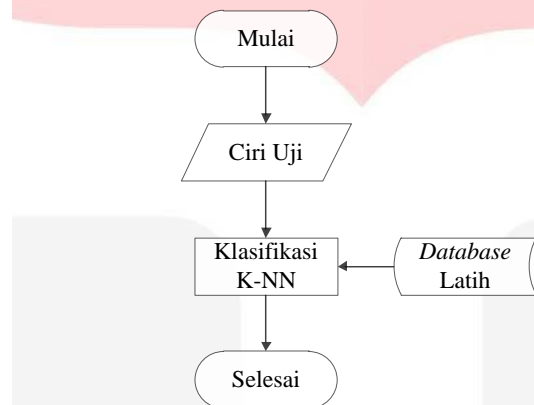
Gambar 6. Diagram Alir Ekstraksi Ciri Menggunakan LBP

Metode ekstraksi ciri yang digunakan pada penelitian ini adalah LBP. Pola *rugae palatina* yang telah didapat akan diambil nilainya sebagai informasi ciri citra tersebut Pada ekstraksi ciri LBP, parameter yang digunakan adalah P dan R. P adalah jumlah tetangga piksel dan R adalah jari-jari antara *threshold* dengan piksel tetangga. Proses *thresholding* digunakan untuk menentukan nilai

pixel tengah pada suatu blok. Nilai *pixel* tengah kemudian dibandingkan dengan nilai *pixel* tetangganya. Kemudian nilai piksel tengah dibandingkan dengan nilai piksel tetangganya. Apabila *pixel* tetangga memiliki nilai lebih dari sama dengan nilai tengah maka *pixel* tersebut diberi nilai biner 1. Sedangkan *pixel* tetangga memiliki nilai kurang dari nilai tengah maka *pixel* tersebut diberi nilai biner 0. Nilai-nilai biner yang telah didapatkan pada langkah kedua akan diurutkan menjadi sebuah pola searah jarum jam untuk membentuk pola biner. Setelah mendapatkan pola biner, dilakukan *mapping* pola biner dengan mengalikan dengan bobot dan menghasilkan nilai tengah untuk menggantikan nilai *pixel* tengah. Hasil dari LBP, kemudian dilakukan ekstraksi ciri orde pertama.

3.5 Klasifikasi

Gambar 7 merupakan proses klasifikasi menggunakan K-NN. Pada penelitian ini, proses klasifikasi menggunakan empat pengukuran yaitu berdasarkan *euclidean*, *cosine*, *correlation*, dan *cityblock* dengan mengubah nilai k. nilai k yang diuji adalah 1, 3 dan 5. Penggunaan pengukuran dan nilai k yang berbeda memiliki pengaruh terhadap akurasi dan kesalahan sistem dalam mengklasifikasikan pola *rugae palatina*



Gambar 7. Diagram Alir Klasifikasi menggunakan K-NN.

4. Pembahasan

Hasil dan analisis sistem diperoleh melalui empat skenario pengujian, yaitu Skenario ke-1 adalah mengubah nilai iterasi metode GAC dengan nilai 30, 40, 50, 60, 70. Skenario ke-2 adalah mengubah nilai R atau jari-jari LBP dengan nilai 1, 2, 3, 4 dan 5. Skenario ke-3 adalah penambahan ekstraksi ciri orde pertama dengan membandingkan hasil akurasi *mean*, *skewness*, *standar deviasi*, *entropy* dan *variance*. Skenario ke-4 adalah mengubah nilai k pada K-NN dengan nilai 1, 3 dan 5 dengan menggunakan empat macam rumus yaitu *cosine*, *cityblock*, *correlation* dan *euclidean*.

Hasil dari skenario ke-1 adalah nilai iterasi terbaik didapatkan pada iterasi 30 karena memiliki tingkat akurasi dan waktu komputasi yang efektif. Walaupun nilai akurasi iterasi 70 tinggi tetapi waktu komputasinya sangat besar yang menyebabkan lamanya sistem mengolah.

Tabel 1. Hasil Skenario ke-1

Iterasi	Benar	Salah	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
30	44	14	75,86%	52,08
40	42	16	72,41%	62,81
50	41	17	70,68%	68,05
60	41	17	68,96%	78,22
70	45	13	77,58%	106

Hasil dari skenario ke-2 adalah nilai $R=3$ memiliki akurasi dan waktu komputasi yang baik. Berdasarkan tabel 2 hasil akurasi yang didapatkan adalah 75,86% dengan waktu komputasi 52,08 detik.

Tabel 2. Hasil Skenario ke-2

R	Benar	Salah	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
1	36	22	62,06%	66,96
2	34	24	67,24%	61,51
3	44	14	75,86%	52,08
4	43	15	74,13%	57
5	40	18	68,96%	53

Hasil dari skenario ke-3 adalah penggunaan ekstraksi ciri *skewness* memiliki nilai akurasi dan waktu komputasi yang terbaik. Berdasarkan tabel 3 hasil yang didapatkan nilai akurasi pada *skewness* adalah 84,48% dengan waktu komputasi 51,96 detik.

Tabel 3. Hasil Skenario ke-3

Ciri	Benar	Salah	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
<i>Mean</i>	48	10	82,75%	52,75
<i>Skewness</i>	49	9	84,48%	51,96
<i>Standar Deviasi</i>	48	10	82,75%	49,05
<i>Entropy</i>	39	19	67,24%	51,71
<i>Variance</i>	48	10	82,75%	51,24

Hasil dari skenario ke-4 adalah penggunaan rumus *cityblock* dengan $k=1$ pada K-NN memiliki nilai akurasi dan waktu komputasi terbaik. Berdasarkan tabel 4 hasil akurasi yang didapatkan adalah 84,48% dengan waktu komputasi sebesar 47,64 detik.

Tabel 4. Hasil Skenario ke-4

k	Benar	Salah	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
1	49	9	84,48%	47,64
3	40	18	69,64%	49,37
5	38	20	64,67%	46,67

4. Simpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis sistem identifikasi *rugae palatina*, maka dapat disimpulkan hasil akhir akurasi yang didapatkan adalah 84,48% dengan waktu komputasi sebesar 47,64 detik. Sistem dari penelitian ini mendapatkan nilai terbaik dengan menggunakan nilai iterasi 30 pada metode *Geometric Active Contour*, nilai $R=3$ untuk metode *Linier Binary Pattern* dengan menggunakan ekstraksi ciri *skewness* serta penggunaan nilai $k=1$ untuk metode K-Nearest Neighbor dengan menggunakan rumus *cityblock*. Sistem ini sudah mampu melakukan identifikasi individu

menggunakan *rugae palatina* sebagai objek penelitian. Walaupun sistem ini sudah mampu melakukan identifikasi individu, namun sistem ini masih memiliki kekurangan. Kekurangan sistem ini adalah sensitif terhadap *noise* seperti intensitas cahaya pada foto rugaesehingga terdapat bagian rugae yang tidak terdeteksi atau mendeteksi yang bukan *rugae*.

Daftar Pustaka:

- [1] N. Kusuma, *Rugae Palatina*, Padang: Andalas University Press, 2017.
- [2] C. Li, C. Xu, C. Gui and M. D. Fox, "Level Set Evolution Without Re-initialization: A New Variational Formulation," 2005.
- [3] T. F. Chan and L. A. Vese, "Active Contour Without Edges," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 10, pp. 266-277, 2001.
- [4] A. Rahim, N. Hossain and T. Wahid, "Face Recognition using Local Binary Patterns (LBP)," *Global Journal of Computer Science and Technology Graphics & Vision*, vol. 13, no. 4, pp. 2-3, 2013.
- [5] S. B. Imandoust and M. Bolandraftar, "Application of K-Nearest Neighbor (KNN) Approach for Predicting Economic Events: Theoretical Background," *Int. Journal of Engineering Research and Applications*, vol. 3, no. 5, pp. 605-610, 2013.
- [6] K. Chomboon, P. Chujai, P. Teerarassamee, K. Kerdprasop and N. Kerdprasop, "An Empirical Study of Distance Metrics for k-Nearest Neighbor Algorithm," in *Proceedings of the 3rd International Conference on Industrial Application Engineering*, Thailand, 2015.