

Maximum Likelihood Classification dengan Ekstraksi Fitur Fast Fourier Transform untuk Pengenalan Mobil

Derry Alamsyah*)

Program Studi Teknik Informatika, STMIK Global Informatika MDP
Jl. Rajawali No. 14, Palembang, Indonesia, 30113

Cara sitasi: D. Alamsyah, "Maximum Likelihood Classification dengan Ekstraksi Fitur Fast Fourier Transform untuk Pengenalan Mobil," Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer, vol. 6, no. 1, Jan. 2018. doi: 10.14710/jtsiskom.6.1.2018.32-36, [Online].

Abstract - The car recognition is part of the field of traffic surveillance on image. In general, the car recognition using the form-based feature as a unique feature. Another feature in object recognition is the frequency feature. One feature of frequency is the fourier feature, this feature is obtained by using Fast Fourier Transform (FFT) method. The object recognition can be done by determining the maximum value of likelihood and classifying it with Maximum Likelihood Classification (MLC). The use of FFT and MLC in the car object recognition has never been used. The results of both are in a good accuracy that is 76%.

Keywords - Fast Fourier Transform; Maximum Likelihood Classification; Car Recognition

Abstrak – Pengenalan mobil merupakan bagian dari bidang pengamatan lalu lintas pada citra. Umumnya pengenalan mobil menggunakan fitur bentuk sebagai fitur unik. Fitur lain dalam pengenalan objek adalah fitur frekuensi. Salah satu fitur frekuensi adalah fitur fourier, fitur ini didapat dengan menggunakan metode Fast Fourier Transform (FFT). Pengenalan objek dapat dilakukan dengan cara menentukan nilai maksimum likelihood dan mengklasifikasikannya dengan Maximum Likelihood Classification (MLC). Penggunaan FFT dan MLC dalam pengenalan objek mobil pada citra belum pernah digunakan. Hasil dari penggunaan keduanya menghasilkan akurasi yang baik yaitu 76%.

Kata Kunci – Fast Fourier Transform; Maximum Likelihood Classification; Pengenalan Mobil

I. PENDAHULUAN

Dalam bidang pengamatan lalu lintas (*traffic surveillance*) melalui citra, baik itu pada citra tunggal atau video, terdapat beberapa bagian seperti deteksi keberadaan, pengenalan jenis dan pelacakan kendaraan [1]. Deteksi keberadaan kendaraan merupakan bagian awal dari bidang pengamatan lalu lintas pada citra. Deteksi kendaraan merupakan proses pengenalan atau

identifikasi kendaraan terhadap wilayah-wilayah yang ditentukan dari citra. Wilayah-wilayah tersebut merupakan bagian kecil dari citra (*sub-image*) sebagai upaya untuk mencari objek berupa kendaraan. Pengenalan kendaraan pada umumnya dilakukan pada jenis mobil. Pengenalan mobil secara umum dapat dilakukan dengan 3 cara, yaitu melalui fitur (*feature based model*), bagian per-bagian (*part based*) dan model 3D (*3D model based*) [1].

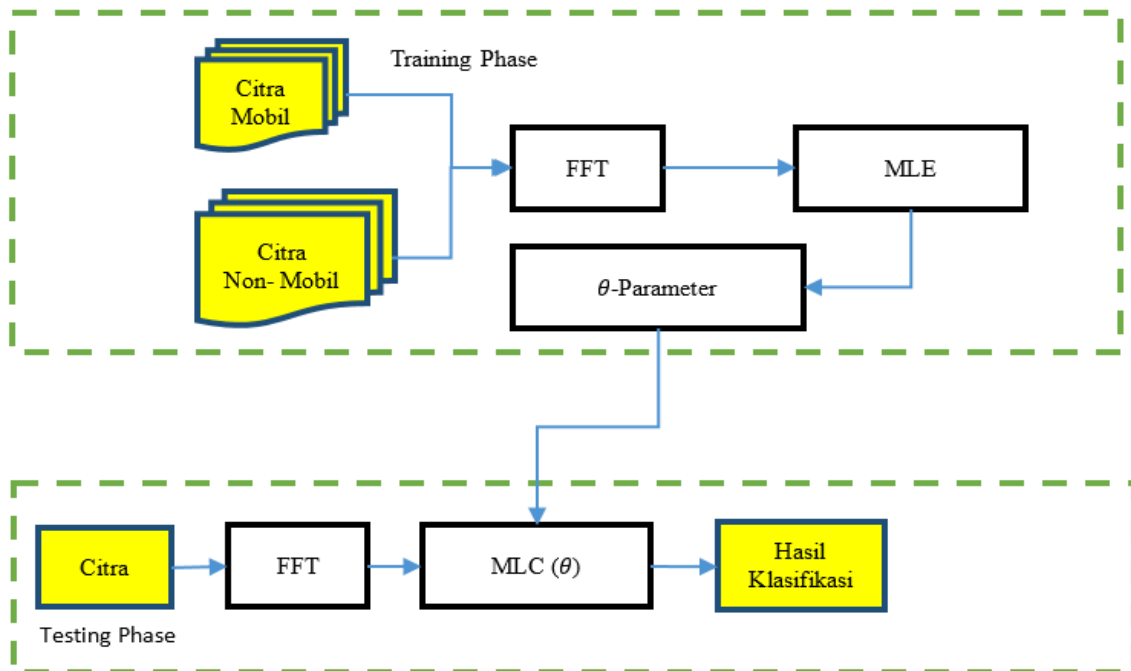
Pengenalan mobil melalui fitur dapat dilakukan melalui fitur-fitur bentuk. Fitur bentuk dapat bersifat sebagai fitur lokal seperti *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT) [2]-[5] dan *Speed Up Robust Feature* (SURF) [6]-[9]. Sementara itu, fitur yang memanfaatkan perubahan warna dapat dilakukan dengan memanfaatkan nilai gradien dan integrasi citra (*integral image*). Pemanfaatan fitur gradien untuk mengenali mobil berdasarkan bentuknya dapat menggunakan *Histogram of Oriented Gradient* (HOG) [10]-[14] dan dilanjutkan dengan *Haar-like Feature* [15]-[20] untuk memanfaatkan integrasi citra sebagai metode ekstraksi fiturnya.

Dalam pengolahan citra, fitur terbagi ke dalam 3 bagian yaitu tekstur, bentuk dan frekuensi. Salah satu metode untuk mengekstraksi fitur citra dalam bentuk frekuensi adalah *Fast Fourier Transform* (FFT). Metode ini mengubah domain spasial citra ke domain frekuensi. Pada domain ini, pola objek dari sebuah citra dapat disajikan. FFT dapat digunakan untuk pengenalan wajah [21] dan juga dimanfaatkan untuk pengenalan ekspresi wajah [22]. Pada bidang identifikasi biometrik (*biometric identification*), penggunaan FFT dilakukan pada citra sidik jari untuk mendapatkan pola unik dari sidik jari seseorang. Dengan menggunakan pola unik tersebut, dapat dilakukan identifikasi kepemilikan sidik jari [23].

Pengenalan objek pada citra dapat dilakukan menggunakan metode *generative learning* dan *discriminative learning*. Pada pengenalan mobil metode *discriminative learning* yang digunakan adalah *Support Vector Machine* (SVM) [4], [14]. SVM membagi masalah klasifikasi ke dalam 2 bagian sehingga metode ini tergolong ke dalam klasifikasi biner (*binary classification*).

Pada sisi lain, *generative learning* merupakan metode klasifikasi parametrik. Metode ini didasarkan

*) Penulis korespondensi (Derry Alamsyah)
Email: derry@mdp.ac.id



Gambar 1. Rancangan pendekatan sistem

pada asumsi distribusi probabilitas data. Salah satu metode dalam *generative learning* adalah *Maximum Likelihood Classification* (MLC). Metode ini didasarkan pada nilai estimasi maksimal dari fungsi *likelihood* pada data. Penerapan MLC dilakukan pada pengenalan wilayah pada citra multi spektral [24]. Penelitian ini menggunakan FFT sebagai ekstraksi fitur untuk mengubah domain fitur guna menemukan parameter yang tidak ditemukan dalam domain spasial. Untuk pengenalan, penelitian ini menggunakan MLC sebagai metode klasifikasi parametriknya. FFT dan MLC digunakan untuk mengenali mobil pada citra.

II. METODE PENELITIAN

Untuk mengenali apakah data (citra) yang diberikan merupakan sebuah mobil atau bukan dilakukan dengan pendekatan *supervised learning*. Metode penelitian ini mengikuti tahapan pendekatan tersebut. Pendekatan untuk mengenali mobil ditunjukkan oleh Gambar 1.

Tahap pada metode penelitian ini terdiri dari pengelompokan data, ekstraksi fitur, pembuatan model, klasifikasi dan pengujian. Tahap pertama menghasilkan data yang telah dikelompokkan ke dalam dua kategori kelas (mobil dan non-mobil). Tahap kedua menghasilkan matriks fitur. Tahap ketiga menghasilkan model berupa nilai θ -parameter. Dua tahap terakhir, secara berturut-turut menghasilkan kategori kelas citra yang dimasukkan dan pengujian dari performa metode yang digunakan dalam mengenali objek. Pengujian dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*.

A. Pengelompokan Data

Data pada penelitian ini diambil dari University of Illinois at Urbana Campaign (UIUC). Data berupa citra

grayscale dengan ukuran 40 x 100 piksel sebanyak 1050 citra. Data dibagi ke dalam dua jenis yaitu citra dengan objek mobil dan citra dengan objek non-mobil. Citra mobil terdiri dari 550 citra, sementara citra non mobil terdiri dari 500 citra. Beberapa citra mobil dan bukan mobil ditunjukkan secara berturut-turut oleh Gambar 2(a) dan 2(b) Data mobil dan non-mobil dibagi kedalam dua jenis, yaitu data latih dan data uji.

B. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur yang digunakan dengan mengubah domain spasial pada citra ke domain frekuensi. Pengubahan tersebut dilakukan menggunakan transformasi Fourier 2D, yaitu FFT yang ditunjukkan oleh Persamaan 1.

Fitur hasil ekstraksi F merupakan citra dengan domain frekuensi, dimana setiap piksel (u, v) didapatkan dengan mentransformasikan semua pixel citra spasial. Citra spasial yang digunakan merupakan citra mobil dan non-mobil.

Namun, fitur ekstraksi F berada pada bilangan kompleks. Untuk mendapatkan nilai riil pada fitur

F maka dilakukan ekstraksi fitur selanjutnya berupa spektrum (besaran/skalar) dan sudut (orientasi). Keduanya didapat melalui Persamaan 2 dan Persamaan 3 secara berturut-turut.

$$F(u, v) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \text{Img}(m, n) e^{-i 2\pi \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right)} \quad (1)$$

$$S \rightarrow |F(u, v)| = \sqrt{\Re(u, v)^2 + \Im(u, v)^2} \quad (2)$$

$$O \rightarrow \phi(u, v) = \tan^{-1} \left(\frac{\Im(u, v)}{\Re(u, v)} \right) \quad (3)$$



(a) Data citra mobil



(b) Data citra non-mobil

Gambar 2. Data citra dalam penelitian

Bentuk akhir dari fitur yang diekstraks adalah citra spektrum dan citra orientasi. Dengan transformasi $S, O \in \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ dan penggabungan, keduanya menghasilkan bahwa untuk setiap baris merupakan sebuah titik (s, o) dimana $s \in S$ dan $o \in O$. Vektor ciri yg didapat dinyatakan sebagai $X \in \mathbb{R}^2$.

C. Pembentukan Model

Dengan asumsi bahwa vektor ciri terdistribusi normal, $X \sim N(\mu, \Sigma)$, maka model yang dibentuk merupakan model distribusi *Gaussian multivariat*. Permasalahan untuk menentukan model tersebut merupakan permasalahan parametrik. Oleh karena itu, penentuan model dilakukan dengan menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Bentuk umum dari MLE ditunjukkan oleh Persamaan 4.

$$P(\theta \vee x_1, x_2, \dots, x_n) = \arg \max_{\theta} \prod_{i=1}^n P(x_i \vee \theta) \quad (4)$$

Penyelesaian nilai maksimum pada Persamaan 4 tersebut diselesaikan dengan menurunkan fungsi *likelihood*-nya seperti yang ditunjukkan pada Persamaan 5. MLE ditunjukkan dalam Persamaan 6.

$$\frac{\partial \ln P(x_1, x_2, \dots, x_n \vee \theta)}{\partial \theta} = 0 \quad (5)$$

$$\frac{\partial \sum_{i=1}^n \ln P(x_i; \theta)}{\partial \theta} = 0 \quad (6)$$

Model distribusi *Gaussian multivariat* memenuhi Persamaan 7 dengan $x \in X$ merupakan vektor ciri. Model yang dibentuk membutuhkan nilai θ -parameter yaitu $\theta = [\mu, \Sigma]$ dengan μ dan Σ yang ditunjukkan oleh Persamaan 8 sebagai vektor rata-rata dan Persamaan 9 sebagai matriks kovarian merupakan MLE untuk distribusi *Gaussian*

multivariat. Model yang dibentuk dibagi menjadi dua kelompok yaitu θ_{mobil} dan $\theta_{non-mobil}$.

$$f_{gauss}(x; \mu, \Sigma) = \det(2\pi\Sigma)^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)} \quad (7)$$

$$\mu = \begin{pmatrix} \mu_{X_1} \\ \mu_{X_2} \end{pmatrix} \quad (8)$$

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{X_1}^2 & \sigma_{X_1 X_2} \\ \sigma_{X_1 X_2} & \sigma_{X_2}^2 \end{pmatrix} \quad (9)$$

D. Klasifikasi

Metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah MLC. Bentuk awal dari MLC adalah *Bayesian classifier* dengan bentuk persamaan ditunjukkan oleh Persamaan 10. Dengan asumsi $P(\theta_i) = P(\theta_j)$, maka MLC ditunjukkan oleh Persamaan 11.

$$class \propto \arg \max_{\theta_i} P(x; \theta_i) P(\theta_i) \quad (10)$$

$$class \propto \arg \max_{\theta_i} P(x; \theta_i) \quad (11)$$

Dengan menggunakan distribusi *Gaussian*, Persamaan 12 digunakan untuk mengklasifikasi citra dimana $\theta_i = [\mu_i, \Sigma_i]$ dan $i \in Class$. Nilai yang diberikan berada pada $[1, 2, \dots, n_{class}]$ yang mewakili tiap kelas model.

$$class \propto \arg \max_{\theta_i} f_{gauss}(x; \theta_i) \quad (12)$$

E. Pengujian Hasil Klasifikasi

Pengujian pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix* yang ditunjukkan oleh Tabel 1. Dari tabel *confusion matrix* tersebut dihitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *negative rate* dengan menggunakan Persamaan 13-16. TPR menyatakan *true positive rate (recall)*, TNR menyatakan *true negative rate*, PPV menyatakan

Tabel 1. Confusion matrix

		Prediksi Sistem	
		Citra Positif (Mobil)	Citra Negatif (Non-Mobil)
Masukan pada sistem	Citra Positif (Mobil)	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	Citra Negatif (Non-Mobil)	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Tabel 2. Data latih pengujian

Pengujian	Masukan	Prediksi	
		P	N
1	P	81	19
	N	55	45
2	P	158	42
	N	95	105
3	P	244	56
	N	134	166
4	P	324	76
	N	170	230

Tabel 3. Data uji pengujian

Pengujian	Masukan	Prediksi	
		P	N
1	P	84	16
	N	34	66
2	P	79	21
	N	31	69
3	P	79	21
	N	31	69
4	P	79	21
	N	28	72

positive prediction value (precision), dan Acc menyatakan accuracy.

$$TPR = \frac{\sum TP}{\sum TP + \sum FN} \quad (13)$$

$$TNR = \frac{\sum TN}{\sum TN + \sum FP} \quad (14)$$

$$PPV = \frac{\sum TP}{\sum TP + \sum FP} \quad (15)$$

$$Acc = \frac{\sum TP + \sum TN}{\sum P + \sum N} \quad (16)$$

Pengujian pada penelitian ini dibagi ke dalam 4 pengujian. Pengujian pertama menggunakan data latih sebanyak 100, pengujian 200 data latih, pengujian ketiga 300 data latih dan pengujian terakhir menggunakan 400 data latih.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian ini ditunjukkan oleh Tabel 2 dan Tabel 3. Pengujian tersebut dibagi ke dalam 4 jenis yang dibedakan berdasarkan jumlah data latih. FFT yang biasanya digunakan untuk pengenalan wajah, ekspresi wajah dan sidik jari, seperti dalam [21]-[23], dapat

Tabel 4. Performansi data latih

Pengujian	Recall	Precision	Accuracy	TNR
1	0.81	0.60	0.63	0.70
2	0.79	0.62	0.66	0.71
3	0.81	0.65	0.68	0.75
4	0.81	0.66	0.55	0.75

Tabel 5. Performansi data uji

Pengujian	Recall	Precision	Accuracy	TNR
1	0.84	0.711	0.75	0.80
2	0.79	0.72	0.74	0.77
3	0.79	0.72	0.74	0.76
4	0.79	0.74	0.76	0.77

digunakan untuk ekstraksi fitur citra mobil. MLC, seperti dalam [24], digunakan untuk klasifikasi parametrik citra dengan distribusi Gaussian.

Dari hasil pengujian dari Tabel 2 dan Tabel 3 dihitung nilai recall (TPR), precision (PPV), accuracy dan TNR, seperti ditunjukkan Tabel 4 dan Tabel 5. Tabel 4 menunjukkan bahwa performa terbaik didapat pada pengujian-3 (data latih 300) dimana nilai akurasi terbesar dan presisi tidak berselisih terlalu jauh dengan akurasi. Tabel 5 menunjukkan bahwa performa terbaik didapat pada pengujian-4 (data latih 400) dengan akurasi terbaik dan presisi selisihnya tidak terlalu besar.

Performansi tersebut menunjukkan bahwa MLC dengan ekstraksi fitur FFT dapat diterapkan dalam pengenalan mobil, seperti halnya dalam [10]-[14] yang menggunakan HOG dan dalam [15]-[20] yang menggunakan Haar-like feature untuk memanfaatkan integrasi citra sebagai metode ekstraksi fiturnya. Hasil tersebut juga menunjukkan adanya bias pada data latih sehingga performa pengujian data uji dengan performa pengujian data latih yang terbaik, tidak lebih baik dari performa pengujian data uji dengan performa pengujian data latih yang lebih rendah. MLC membutuhkan jumlah data yang banyak untuk membuat fungsi probabilitas yang baik.

IV. KESIMPULAN

Penggunaan FFT sebagai ekstraksi fitur menghasilkan hasil performa pengenalan mobil yang baik yaitu ditunjukkan oleh hasil akurasi sebesar 0.76 dan presisi 0.74. Hal ini menunjukkan bahwa MLC dengan ekstraksi fitur FFT dapat diterapkan pada pengenalan mobil.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Al-Smadi, K. Abdulrahim, and R. A. Salam, "Traffic surveillance: A review of vision based vehicle detection, recognition and tracking," *Int. J. Appl. Eng. Res.*, vol. 11, no. 1, pp. 713–726, 2016.
- [2] Z. Wang, and K. Hong, "A new method for robust object tracking system based on scale invariant feature transform and camshift," in *Proc. 2012 ACM*

- Research in Applied Computation Symposium*, Oct. 2012, pp. 132-136.
- [3] X. Chen, and Q. Meng, "Vehicle detection from UAVs by using SIFT with implicit shape model," in *Proc. IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, Oct. 2013, pp. 3139-3144.
 - [4] Z. Qian, J. Yang, and L. Duan, "Multiclass vehicle tracking based on local feature", in *Proc. 2013 Chinese Conference on Intelligent Automation*, Jan. 2013, pp. 137-144.
 - [5] L. Wei, X. Xudong, W. Jianhua, Z. Yi, and H. Jianming, "A SIFT-based mean shift algorithm for moving vehicle tracking," in *Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Jun. 2014, pp. 762-767.
 - [6] J. W. Hsieh, L. C. Chen, and D. Y. Chen, "Symmetrical SURF and its applications to vehicle detection and vehicle make and model recognition," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 15, no. 1, pp. 6-20, 2014.
 - [7] T. D. Gamage, J. G. Samarawickrama, and A. A. Pasqual, "GPU based non-overlapping multi-camera vehicle tracking," in *IEEE 7th International Conference on Information and Automation for Sustainability (ICIAFS)*, Dec. 2014, pp. 1-6.
 - [8] L. C. Chen, J. W. Hsieh, H. F. Chiang, and T. H. Tsai, "Real-time vehicle color identification using symmetrical SURFs and chromatic strength," in *Proc. of IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, May. 2015, pp. 2804-2807.
 - [9] B. F. Momin, and S. M. Kumbhare, "Vehicle detection in video surveillance system using Symmetrical SURF," in *IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies(ICECCT)*, Mar. 2015, pp. 1-4.
 - [10] M. Cheon, W. Lee, C. Yoon, and M. Park, "Vision-based vehicle detection system with consideration of the detecting location," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 13, no. 3, pp. 1243-1252, 2012.
 - [11] S. Tuermer, F. Kurz, P. Reinartz, and U. Stilla, "Airborne vehicle detection in dense urban areas using HoG features and disparity maps," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 6, no. 6, pp. 2327-2337, 2013.
 - [12] H. Huijie, X. Chao, Z. Jun, and G. Wenjun, "The moving vehicle detection and tracking system based on video image," in *Proc. IEEE 3rd International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC)*, Sep. 2013, pp. 1277-1280.
 - [13] B. F. Wu, C. C. Kao, C. L. Jen, Y. F. Li, Y. H. Chen, and J. H. Juang, "A relative-discriminative-histogram-of-oriented-gradients-based particle filter approach to vehicle occlusion handling and tracking," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 61, no. 8, pp. 4228-4237, 2014.
 - [14] D. Alamsyah, "Pengenalan Mobil pada Citra Digital Menggunakan HOG-SVM," *Jatisi*, vol. 1, no. 2, pp. 162-168, 2017.
 - [15] T. T. Nguyen, and T. T. Nguyen, "A real time license plate detection system based on boosting learning algorithm," in *Proc. IEEE 5th International Congress on Image and Signal Processing (CISP)*, Oct. 2012, pp. 819-823.
 - [16] B. Zhang, and Y. Zhou, "Reliable vehicle type classification by classified vector quantization," in *Proc. IEEE 5th International Congress on Image and Signal Processing (CISP)*, Oct. 2012, pp. 1148-1152.
 - [17] S. M. Elkerdawi, R. Sayed, and M. ElHelw, "Real-time vehicle detection and tracking using Haar-like features and compressive tracking," in *1st Iberian Robotics Conference*, Jan. 2014, pp. 381-390. Springer International Publishing.
 - [18] S. El Kerdawy, A. Salaheldin, and M. ElHelw, "Vision-based scale-adaptive vehicle detection and tracking for intelligent traffic monitoring," in *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, Dec. 2014, pp.1044-1049.
 - [19] N. Miller, M.A. Thomas, J. A. Eichel, and A. Mishra, "A hidden markov model for vehicle detection and counting," in *IEEE 12th Conference on Computer and Robot Vision (CRV)*, Jun. 2015, pp. 269-276.
 - [20] B. F. Momin, and T. M. Mujawar, "Vehicle detection and attribute based search of vehicles in video surveillance system," in *IEEE International Conference on Circuit, Power and Computing Technologies (ICCPCT)*, Mar. 2015, pp. 1-4.
 - [21] Y. Rangaswamy, K. B. Raja, and K. R. Venugopal, "FRDF: Face Recognition using Fusion of DTCWT and FFT Features." *Procedia Computer Science*. vol. 54. pp. 809-817, 2015.
 - [22] D. Zhang, D. Ding, J. Li, and Q. Liu, "PCA Based Extracting Feature Using Fast Fourier Transform for Facial Expression Recognition," *Transaction on Engineering Technologies*, Springer, 2015. pp. 413-424.
 - [23] G. Aguilar, G. Sanchez, K. Toscano, M. N. Miyatake, and H. P. Meana, "Automatic Fingerprint Recognition System Using Fast Fourier Transform and Gabor Filters," *Cientifika*, vol. 12, no. 1, pp. 9-16, 2008.
 - [24] A. Ahmad, "Analysis of Maximum Likelihood Classification of Multispectral Data," *Applied Mathematical Sciences*, vol. 6, no. 129, pp. 6425-6436, 2012.