

---

## MODIFIKASI ALGORITMA LEARNING VECTOR QUANTIZATION PADA SISTEM IDENTIFIKASI WAJAH

Eliasta Ketaren<sup>1)</sup>, Tohap Manurung<sup>2)</sup>, Rio Ferdiani Harahap<sup>(3)</sup>

Program Studi Sistem Informasi, Jurusan Matematika<sup>(1)</sup>

Program Studi Matematika, Jurusan Matematika<sup>(2,3)</sup>

Universitas Sam Ratulangi

Bahu, Kec. Malalayang, Kota Manado, Sulawesi Utara

e-mail: [eliasketaren@unsrat.ac.id](mailto:eliasketaren@unsrat.ac.id)<sup>(1)</sup>, [tohapm@unsrat.ac.id](mailto:tohapm@unsrat.ac.id)<sup>(2)</sup>, [rioarrahap@unsrat.ac.id](mailto:rioarrahap@unsrat.ac.id)<sup>(3)</sup>

---

### Abstrak

Identifikasi wajah berfungsi sebagai penanda biometrik fundamental yang krusial untuk pengenalan individu, serta memiliki aplikasi vital dalam sistem modern seperti pendataan penduduk, absensi, dan pengamanan. Sistem-sistem ini menuntut solusi komputasi berbasis Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*) yang cepat, tepat, dan memiliki akurasi tinggi. Penelitian ini berfokus pada pengembangan dan implementasi algoritma *Modified Learning Vector Quantization* (MLVQ) untuk meningkatkan performa identifikasi wajah. MLVQ merupakan modifikasi dari algoritma LVQ standar yang mengadopsi karakteristik *hidden layer* dan inisialisasi bobot acak dari algoritma *Backpropagation* untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi data kompleks. Citra wajah sebagai data masukan melalui serangkaian proses prapengolahan citra digital yang meliputi *segmentasi*, *normalisasi*, *grayscale*, dan *binerisasi*. Diharapkan implementasi MLVQ dapat menghasilkan sistem pengenalan wajah yang sangat akurat, memiliki waktu komputasi yang efisien, dan mencapai tingkat *error* serta *learning rate* yang minimum.

**Kata Kunci :** sistem, wajah, LVQ, *Backpropagation*, citra digital

### 1. Pendahuluan

Di berbagai interaksi sosial, wajah berfungsi sebagai penanda visual yang dominan untuk mengenali seseorang. Berbeda dengan nama yang sulit untuk di-recall seiring bertambahnya usia dan banyaknya informasi yang tersimpan dalam memori, otak manusia secara naluriah lebih mudah mengingat gambar atau struktur wajah dibandingkan kata-kata. Hal ini disebabkan memori visual memiliki jalur recall yang lebih efisien dan tahan lama.

Lebih dari sekadar pengenalan interpersonal, wajah kini menjadi data biometrik yang sangat penting. Aplikasi teknologi pengenalan wajah telah meluas dan menjadi vital dalam kebutuhan pendataan penduduk, sistem absensi, dan sistem pengamanan biometrik yang membutuhkan otentifikasi cepat dan terpercaya.

Mengingat kompleksitas wajah manusia dan variasi citra digital, pengembangan model komputasi untuk identifikasi wajah menuntut metode yang cepat, tepat, dan memiliki akurasi tinggi. Oleh karena itu, Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*) dan algoritma Pengenalan Pola menjadi kunci dalam menyelesaikan masalah yang kompleks ini.

Penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Maharani Dessy Wuryandari dan Irawan Afrianto (2012) telah membandingkan kinerja algoritma Backpropagation dan Learning Vector Quantization (LVQ) untuk pengenalan wajah. Hasil studi tersebut menunjukkan adanya trade-off: LVQ unggul dalam kecepatan identifikasi namun kurang akurat, sementara Backpropagation menawarkan akurasi lebih tinggi dengan waktu komputasi yang lebih lambat.

Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini mengajukan solusi modifikasi untuk menggabungkan keunggulan dari kedua metode. Peneliti mengembangkan Modified Learning Vector Quantization (MLVQ), yang merupakan modifikasi dari algoritma LVQ dengan mengadopsi karakteristik unggulan dari metode Backpropagation, yaitu implementasi *hidden layer* dan inisialisasi bobot acak. Modifikasi ini diharapkan dapat menghasilkan model identifikasi wajah yang tidak hanya cepat seperti LVQ, tetapi juga lebih akurat dari metode pendahulunya.

### 2. Landasan Teori

#### Modifikasi Algoritma LVQ

Modifikasi algoritma LVQ dilakukan berdasarkan analisis trade-off antara kecepatan LVQ dan akurasi Backpropagation. MLVQ dirancang untuk menggabungkan kecepatan LVQ dengan kemampuan belajar yang lebih baik dari Backpropagation.

Sebaliknya, AMD EPYC 9004 “Genoa” mengadopsi arsitektur *chiplet* berbasis Zen 4, menggunakan teknologi fabrikasi 5 nm dari TSMC. Desain *chiplet* memungkinkan peningkatan jumlah inti tanpa mengorbankan stabilitas termal dan efisiensi daya [3]. EPYC 9004 mendukung hingga 96 *core* dan 192 *thread*, serta *bandwidth* memori DDR5 hingga 12 *channel* per soket [5]. Kedua arsitektur tersebut menggunakan *pipeline superscalar*, *hyper-*

threading/simultaneous multithreading (SMT), serta dukungan instruksi lanjutan seperti AVX-512 pada Intel dan AVX2/AVX-512 subset pada AMD [7].

### Arsitektur Jaringan MLVQ

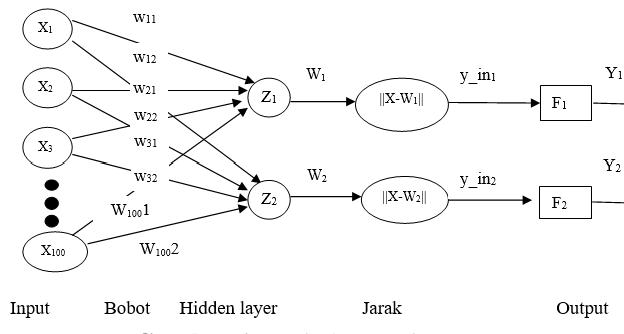
Arsitektur jaringan MLVQ merupakan struktur LVQ yang dimodifikasi menjadi tiga lapisan:

1. Lapisan *Input* (*Input Layer*): Menerima nilai piksel biner (0 atau 1) dari citra wajah yang telah dipraproses.
2. *Hidden Layer* (Karakteristik Backpropagation): Lapisan tersembunyi ini ditambahkan untuk memproses representasi data yang lebih dalam sebelum diklasifikasikan.
3. Lapisan *Output* (*Output Layer*): Menghasilkan kelas identifikasi wajah.

Dua karakteristik utama yang diadopsi dari *Backpropagation* ke dalam MLVQ adalah:

1. Penggunaan *Hidden Layer*: Berfungsi sebagai *feature extractor* awal, memungkinkan jaringan mempelajari pola non-linear yang lebih kompleks.
2. Inisialisasi Bobot Acak: Bobot awal (pada *hidden layer*) diinisialisasi secara acak dalam rentang tertentu (misalnya, -1 sampai 1), yang membantu proses pembelajaran menjadi lebih efektif.

Arsitektur jaringan MLVQ dapat dilihat gambar di bawah ini.

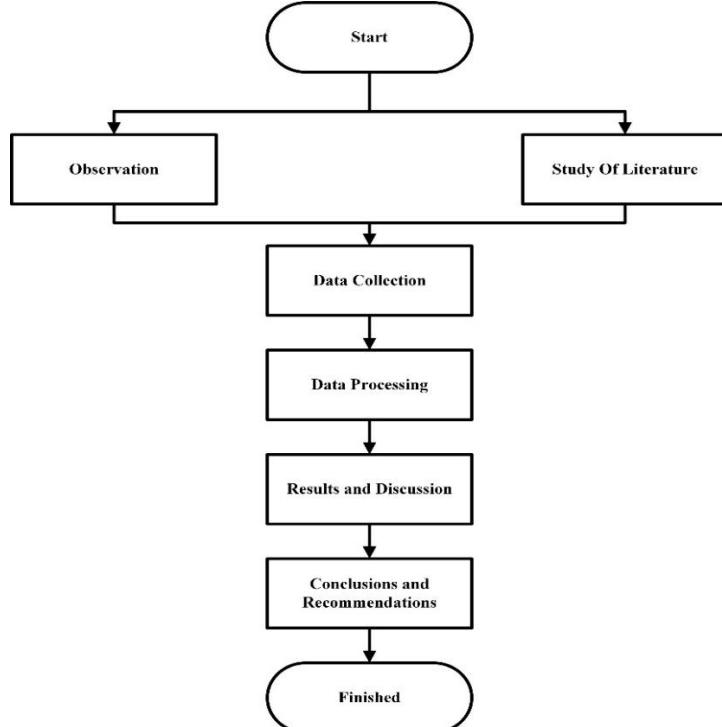


**Gambar 1.** Arsitektur Jaringan MLVQ

### 3. Metode Penelitian

#### Tahapan Metodologi Penelitian

Penelitian dilakukan melalui serangkaian tahapan sistematis yang ditunjukkan pada diagram alir pada gambar 1 di bawah ini:



**Gambar 1.** Diagram Alir Penelitian

### Akuisisi dan Pra-Pemrosesan Citra

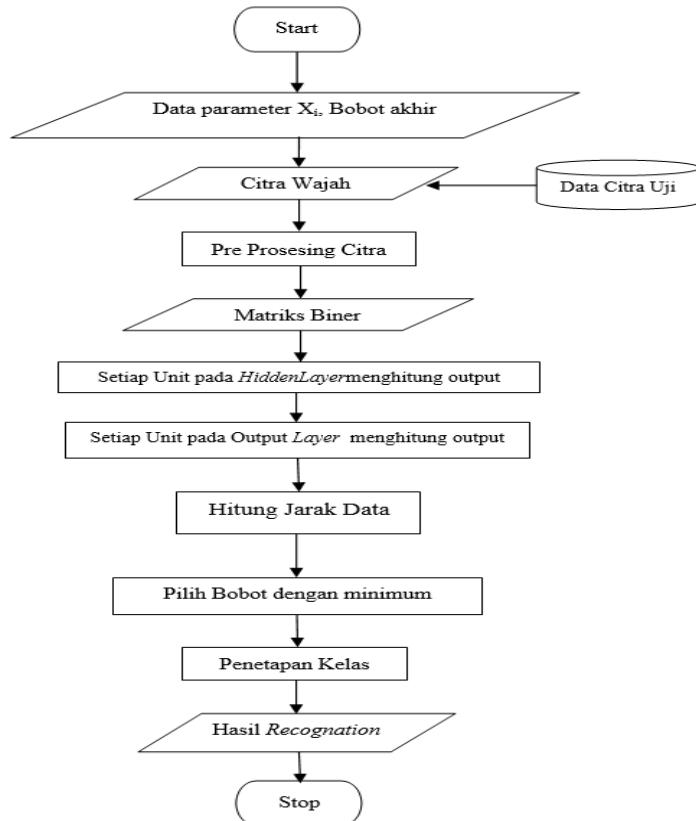
Data yang digunakan adalah citra digital wajah hasil akuisisi. Proses pra-pemrosesan (*preprocessing*) citra dilakukan untuk menyiapkan *input* ke dalam jaringan MLVQ. Proses ini terdiri dari enam tahap utama, disusun secara berurutan dapat dilihat tabel 1 di bawah ini.

**Tabel 1.** Akuisisi dan Pra-Pemrosesan Citra

No.	Tahap Pra-Pemrosesan	Deskripsi dan Tujuan
1.	Segmentasi dan <i>Resizing</i>	Proses awal pemotongan citra (segmentasi) dan penyesuaian ukuran ( <i>resize</i> ) agar setiap citra <i>input</i> memiliki dimensi standar yang seragam, yaitu 100*100 piksel.
2.	Normalisasi Citra	Menyesuaikan rentang nilai piksel untuk menstabilkan kontras dan kecerahan antar citra. Normalisasi juga mencakup pembacaan nilai komponen warna (R, G, B) sebelum konversi.
3.	<i>Grayscale</i>	Matriks citra warna ditransformasikan menjadi citra skala keabuan ( <i>grayscale</i> ) dengan menghitung rata-rata komponen warna Red, Green, dan Blue (R, G, B). Persamaan konversi adalah: $f_0(x,y) = \left( \frac{f^R(x,y) + f^G(x,y) + f^B(x,y)}{3} \right)$
4.	Reduksi <i>Noise</i>	Berfungsi untuk menghilangkan <i>noise</i> atau gangguan di sekitar objek wajah menggunakan teknik Median Filter dengan ukuran kernel 3*3 piksel.
5.	Deteksi Tepi	Mempertegas batas citra untuk meningkatkan penampakan garis batas wajah. Deteksi tepi dilakukan dengan Operator Sobel.
6.	Binerisasi	Mengubah citra <i>grayscale</i> menjadi citra biner (hanya bernilai 0 atau 1) untuk memudahkan komputasi dan sebagai <i>input</i> biner ke jaringan MLVQ. Binerisasi dilakukan dengan membagi citra menjadi 8*8 sub-citra dan menentukan <i>threshold</i> (T) dari intensitas rata-rata sub-citra terendah.

### Proses Identifikasi Dan Target kerja

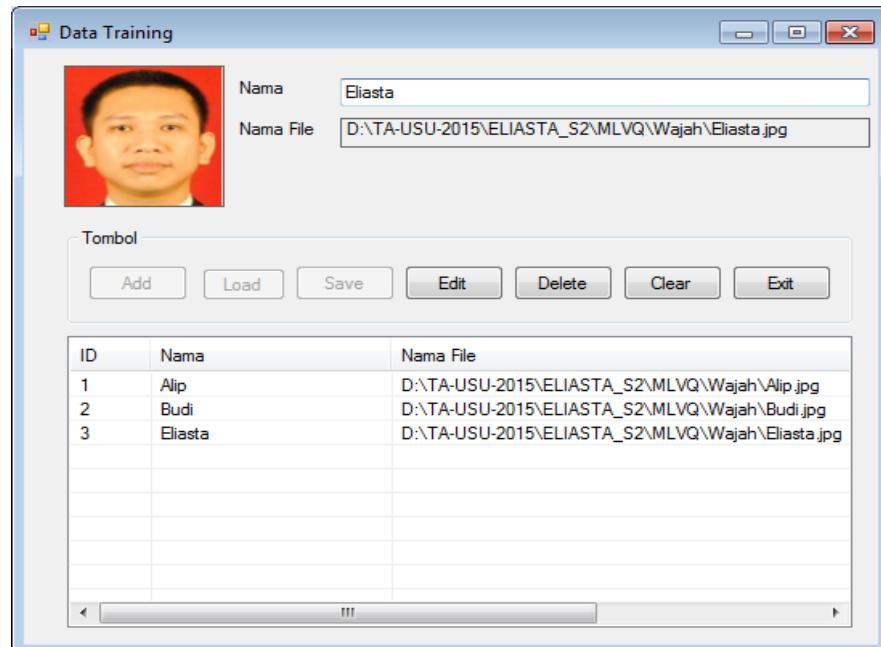
Setelah pelatihan (proses penentuan bobot akhir) selesai, proses identifikasi dilakukan dengan menghitung jarak vektor piksel citra uji terhadap bobot prototipe. Kelas yang paling dekat (*minimum distance*) akan menjadi hasil identifikasi. Diagram Alir Proses Identifikasi MLVQ Proses identifikasi dapat dilihat pada diagram alir di bawah ini.



**Gambar 2.** Diagram Alir Proses Identifikasi MLVQ

#### 4. Hasil Penelitian

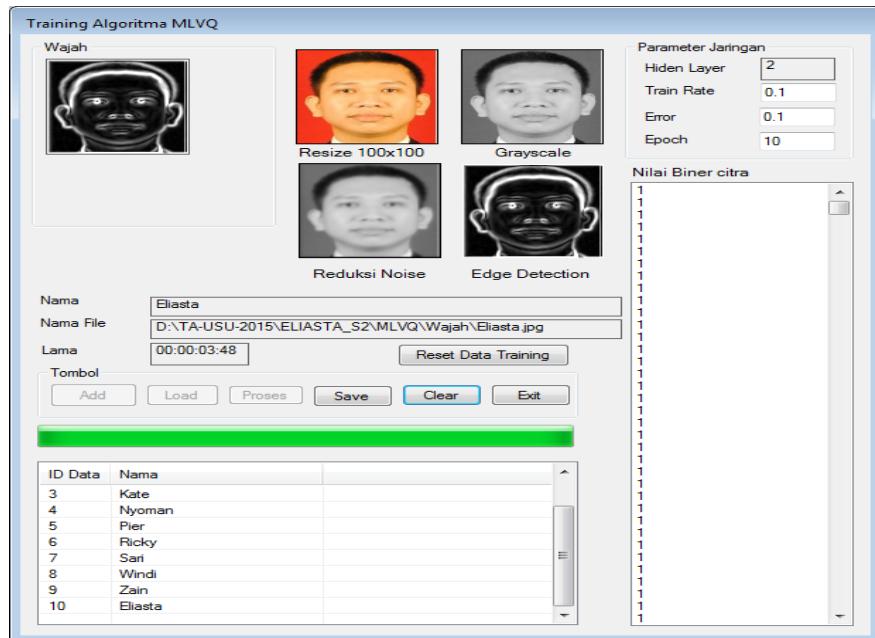
Berdasarkan metode penelitian di atas, hasil penelitian yang dicapai merupakan program identifikasi wajah menggunakan algoritma MLVQ yang selanjutnya siap untuk diimplementasikan. Proses dimulai dengan pemasukan data *training* (citra wajah berformat JPG) ke dalam basis data yang dapat dilihat pada gambar 3 di bawah ini.



**Gambar 3.** Tampilan Data *Training*

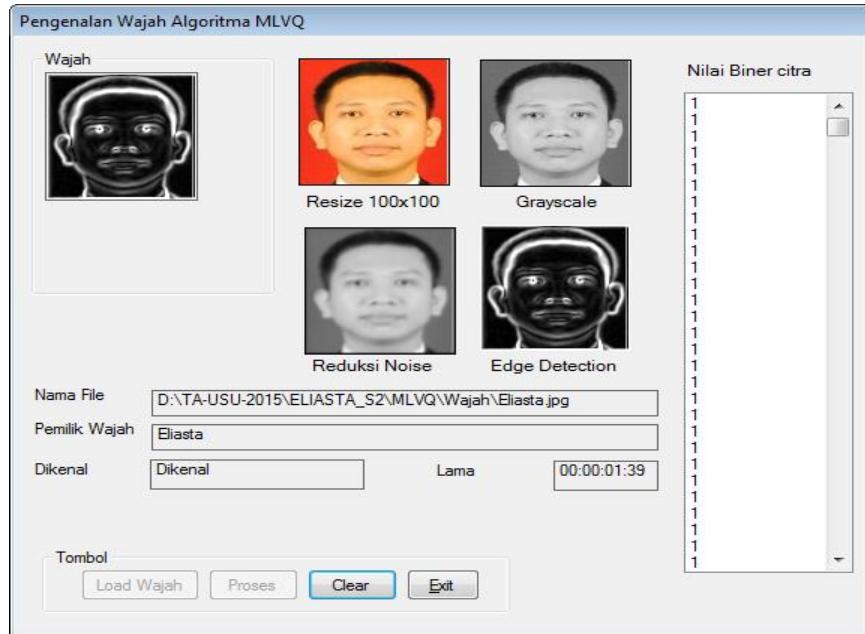
Proses *Training* algoritma MLVQ pada modul ini diawali dengan input data: pengguna memilih tombol *Add*, memuat nama file, lalu menekan *Load* wajah untuk mengunggah file citra target. Setelah citra tampil di bagian *Original Image*, tombol *Proses* ditekan untuk melakukan pengolahan citra digital, meliputi *resizing* (100x100),

konversi *grayscale*, reduksi *noise*, dan *edge detection*. Hasil pemrosesan ini kemudian disimpan ke *database* melalui tombol *Save* untuk melengkapi siklus pelatihan MLVQ yang dapat dilihat pada gambar 4 di bawah ini.



Gambar 4. Tampilan *Training* MLVQ

Proses *Recognition* ini mengimplementasikan tahapan pengenalan pola wajah menggunakan algoritma MLVQ. Prosedur dimulai ketika pengguna menekan tombol *Load wajah* dan mengunggah citra target. Setelah citra tampil di bagian *Original Image*, penekanan tombol *Proses* akan memicu pengolahan citra digital, yang mencakup *resizing* (100x100), *grayscale*, reduksi *noise*, dan *edge detection*, sebelum hasil tersebut diumpulkan ke proses *Recognition* algoritma MLVQ untuk identifikasi akhir yang dapat dilihat pada gambar 5 di bawah ini.



Gambar 6. Tampilan *Recognition* MLVQ

Pengujian jaringan syaraf dilakukan menggunakan 10 citra digital dengan ukuran yang bervariasi. Setiap citra akan digunakan dalam proses pelatihan (training) jaringan.

Parameter utama yang digunakan untuk mengontrol pelatihan jaringan adalah:

- 1) *Maksimum Error*: Batas toleransi kesalahan yang dapat diterima.
- 2) *Learning Rate*: Tingkat penyesuaian bobot selama pelatihan.
- 3) *Epoch*: Jumlah iterasi maksimum dimana seluruh set data pelatihan dilewatkan melalui jaringan.

**Tabel 2.** Parameter

Parameter jaringan	Nilai
<i>Epoch</i>	50, 100
<i>Learning rate</i>	0.1, 0.5
<i>Minimum Error</i>	0.1, 0.01

Berdasarkan parameter di atas maka hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 3 di bawah ini.

**Tabel 3.** Hasil Pengujian

No	<i>Epoch</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Error</i>	MLVQ		
				Dikenal	Tidak Dikenal	Waktu
1	50	0.1	0.1	7	3	3.42
2	50	0.1	0.01	7	3	3.42
3	50	0.5	0.1	6	4	3.47
4	50	0.5	0.01	5	5	3.35
5	100	0.1	0.1	8	2	4.05
6	100	0.1	0.01	10	0	4.10
7	100	0.5	0.1	9	1	4.12
8	100	0.5	0.01	5	5	4.11
Jumlah				57	23	3.76

Berdasarkan hasil di atas, Algoritma MLVQ menunjukkan kinerja pengenalan wajah yang berhasil sebesar 57/80 \* 100% = 71,25%, dengan waktu komputasi rata-rata yang relatif cepat, yaitu 3,76 detik.

## 5. Kesimpulan

Adapun kesimpulan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Modifikasi Algoritma: Algoritma Modified Learning Vector Quantization (MLVQ) berhasil dikembangkan untuk pengenalan wajah, dengan mengambil arsitektur dasar dari LVQ dan mengintegrasikan fitur Backpropagation, yaitu lapisan tersembunyi dan inisialisasi pembobotan acak.
2. Ketergantungan Parameter: Tingkat akurasi pengenalan wajah sangat dipengaruhi oleh kombinasi parameter pelatihan yang digunakan. Kombinasi yang optimal untuk MLVQ dalam penelitian ini adalah maksimal epoch 100, rasio pembelajaran 0.1, dan minimal error 0.01.

## 6. Daftar Pustaka

- [1] T. Ching et al., "Opportunities and obstacles for deep learning in biology and medicine," *Journal of the Royal Society Interface*, vol. 17, no. 164, p. 20200025, 2020.
- [2] L. Alzubaidi et al., "Review of deep learning: Concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions," *Journal of Big Data*, vol. 8, no. 1, pp. 1–74, 2021.
- [3] A. E. Hassanien et al. (Eds.), "Deep Learning and Convolutional Neural Networks for Face Recognition," in *Deep Learning for Medical Applications with Special Emphasis on COVID-19*. Springer, 2018.
- [4] M. Buda and B. Macukow, "A modified LVQ method for handwritten digit recognition," in *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1308, no. 1, p. 012017, 2019.
- [5] T. Dahmani and F. Belkhouch, "Performance analysis of LVQ and enhanced LVQ algorithms for classification problems," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 12, no. 1, 2021.
- [6] Hassanien, A. E., et al. (Eds.). (2018). "Deep Learning and Convolutional Neural Networks for Face Recognition." In *Deep Learning for Medical Applications with Special Emphasis on COVID-19*. Springer.
- [7] Andri. 2012. Implementasi Segmentasi Citra Dan Algoritma Learning Vector Quantization (LVQ) Dalam Pengenalan Bentuk Botol. *JSM STMIK Mikroskil* 13(2): 123-132.
- [8] Kusumadewi, Sri. 2003. *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Penerbit GrahaIlmu. Yogyakarta.
- [9] Rensra, Unsrat. 2020. *Rencana Strategis Penelitian 2021-2025*. LPPM Unsrat: Manado.
- [10] Andri. 2012. Implementasi Segmentasi Citra Dan Algoritma Learning Vector Quantization (LVQ) Dalam Pengenalan Bentuk Botol. ISSN. 1412-0100.
- [11] Aruna, S. et al. (2024) 'Analysis of Object Recognition Using Back Propagation-Based Algorithms', in *Emerging Advancements in AI and Big Data Technologies in Business and Society*. IGI Global, pp. 313–327.
- [12] Cahyo, N.R.D. and Al-Ghiffary, M.M.I. (2024) 'An Image Processing Study: Image Enhancement, Image Segmentation, and Image Classification using Milkfish Freshness Images', *International Journal of Engineering Computing Advanced Research*, 1(1), pp. 11–22.