

# **PENERAPAN METODE GRAY LEVEL CO-OCURRENCE MATRIX DAN K-NEAREST NEIGHBOR UNTUK PENGENALAN KEMATANGAN BUAH PISANG**

**Amin Dwi Satrio, Irvan Abraham Salihi, M.Kom<sup>1</sup>, Apriyanto Alhamad, M.Kom<sup>2</sup>**

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Ichsan Gorontalo

Gorontalo, Indonesia

E-mail : [amindwisatrio88@gmail.com](mailto:amindwisatrio88@gmail.com)

**Abstrak** - Pengenalan atau Deteksi kematangan buah pisang dalam penelitian ini dibagi menjadi dua kelompok yaitu Belum Matang dan Matang. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi tingkat kematangan berdasarkan citra buah pisang dengan menggunakan metode fitur ekstraksi yaitu *gray level co-occurrence matrix*. Metode penelitian ini terdiri dari : konversi data *rgb* ke *grayscale*, normalisasi citra, deteksi kematangan, ekstraksi fitur dan klasifikasi. Dalam penelitian ini digunakan data latih sebanyak 100 citra pisang yang merupakan data *public* yang diambil dari sebuah penyedia dataset dengan nama Tier-Based Dataset : Musa – Acuminata Banana Fruit Species. Data tersebut terdiri dari tingkat kematangan di atas dan masing-masing kematangan buah pisang terdiri dari Matang 50, dan Belum Matang 50. Data citra tersebut diolah menjadi citra *grayscale* yang kemudian dilakukan deteksi tingkat kematangan buah pisang. Setelah didapat kematangan buah pisang kemudian dilakukan *pedeteksian* pada bagian kematangan yang ditemukan. Yang selanjutnya dilakukan perhitungan ciri menggunakan *gray level co-occurrence matrix*. Algoritma yang digunakan untuk proses klasifikasi adalah algoritma *k-nearest neighbor*. Hasil akurasi yang dihitung menggunakan *confusion matrix* sebesar 76 %. Dengan demikian penerapan metode *gray level co-occurrence matrix* dan *k-nearest neighbor* pada masalah deteksi tingkat kematangan perlu dikembangkan lagi hasil akurat.

**Kata Kunci** : Pengenalan kematangan buah pisang, *Gray Level Co-Occurrence Matrix*, *K-Nearest Neighbor*

## I. PENDAHULUAN

Industri pengolahan hasil pertanian dan perkebunan kini semakin berkembang pesat seiring perkembangan teknologi yang ada khususnya untuk produksi buah pisang. Buah pisang sendiri merupakan salah satu komoditas hortikultura dari kelompok buah - buahan yang saat ini cukup diperhitungkan adalah tanaman pisang[1].

Hal ini dapat dilihat dari produksi pisang di Indonesia terus meningkat. Menurut Badan Pusat Statistik dan Direktorat Jenderal Hortikultura, produksi pisang 3 tahun terakhir ini terus mengalami perkembangan. Pada tahun 2013 produksi pisang sebanyak 6.279.279 ton. Dan pada tahun 2014 dan 2015 produksi pisang di Indonesia mengalami peningkatan yang sangat pesat sekali yakni berturut-turut 6.862.558 ton dan 7.299.266 ton[2].

Salah satu tahapannya adalah pemilihan pisang hasil pertanian dan perkebunan sesuai dengan kebutuhan untuk diolah. Pemilihan jenis buah pisang sangat perlu dilakukan, sebab berbeda jenis pisang berbeda pula cara pengolahan dan hasil olahannya. Sedangkan untuk kondisi buah pisang ditentukan oleh beberapa parameter, diantaranya adalah parameter tingkat kematangan yang dilihat dari sisi warna dari

pisang. Mutu pisang yang baik sangat ditentukan oleh tingkat ketuaan buah dan penampakannya. Tingkat ketuaan buah diukur berdasarkan umurnya, sedang penampakan yang baik diperoleh dari penanganan pasca panen yang baik [3]. Umumnya klasifikasi kematangan buah pisang dilakukan dengan cara manual yaitu menggunakan indera manusia.

Pada Penelitian yang terkait, metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) memang sudah sangat sering digunakan sebagai metode pengujian yang berhubungan dengan buah, hal ini seperti percobaan yang dilakukan sebelumnya, diantaranya : “Identifikasi tumbuhan obat herbal berdasarkan citra daun menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan untuk klasifikasinya menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN)” yang dilakukan oleh F.S sutojo dan D.R.I mendapatkan nilai akurasi 83.33%[4], sedangkan pada “Identifikasi jenis buah apel menggunakan Algoritma K-NN dengan ekstraksi fitur histogram” memberikan tingkat akurasi 90%[5].

Pada penelitian ini menggunakan ekstraksi ciri berupa metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) berdasarkan beberapa penelitian yang sudah pernah

dilakukan, diantaranya : “Klasifikasi jenis kualitas keju dengan menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* dan klasifikasinya menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)*” yang dilakukan oleh Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA. Dengan akurasi sebesar 97.92% dengan waktu komputasi 0.0286s dengan menggunakan metode GLCM[6]. Selanjutnya pada penelitian beliau lainnya “*Deteksi batik bojonegoro menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan untuk klasifikasinya menggunakan metode Naive Bayes*” dengan akurasi terbaik sebesar 85% dengan waktu komputasi 206.6715 detik[7].

## II. PENELITIAN TERKAIT

Sebagai bahan literature untuk penelitian ini berikut disajikan beberapa penelitian terkait yang menjadi referensi.

1. Doni Briyan Wahyudi, Kusrini, Ferry Wahyu Wibowo (2017-2018), Pola Tekstur Permukaan untuk Klasifikasi Mutu Ubin Teraso Menggunakan GLCM dan KNN. Penggunaan fitur GLCM pada pengenalan klasifikasi mutu ubin teraso berdasarkan tekstur permukaannya layak digunakan menggunakan ASM, IDM, entropy, dan correlation. Penggunaan fitur contrast menunjukkan overlap data yang mengakibatkan tidak layak untuk dipakai sebagai pembeda klasifikasi. Pengenalan klasifikasi menggunakan KNN berdasarkan fitur tekstur permukaan ubin teraso memberikan nilai akurasi untuk “Layak Jual” sebesar 85% dan untuk “Gagal Produksi” sebesar 85%.
2. Fitria Shofrotun Ni'mah, T. Sutojo, dan De Rosal Ignatius Moses Setiadi (2018) Berdasarkan Citra Daun untuk Identifikasi Tumbuhan Obat Herbal Menggunakan Algoritma *Gray Level Co-occurrence Matrix* dan *K-Nearest Neighbor*. Ada 10 spesies tumbuhan obat herbal yang digunakan dalam penelitian ini. Analisis tekstur yang digunakan adalah GLCM dengan mengekstrak nilai kontras, korelasi, energi dan homogenitas. Klasifikasi dilakukan dengan KNN. Hasil percobaan menunjukkan akurasi identifikasi menggunakan metode 9-fold cross validation mencapai 83.33% dengan menggunakan 9 subset.
3. Feri Wibowo, Dimara Kusuma Hakim, dan Sigit Sugiyanto (2018), Pendugaan Kelas Mutu Buah Pepaya Berdasarkan Ciri Tekstur GLCM Menggunakan

Algoritma *K-Nearest Neighbor*. Berdasarkan hasil penelitian pendugaan kelas mutu buah pepaya (*carica papaya L*) berdasarkan ciri tekstur GLCM menggunakan algoritma *k-Nearest Neighbor* dapat disimpulkan proses pendugaan kelas mutu buah pepaya *Calina Ipb-9* dilakukan menggunakan program yang telah berhasil dirancang dan dibuat menggunakan teknologi pengolahan citra digital untuk ekstraksi fitur tekstur GLCM citra buah pepaya dan algoritma *k-Nearest Neighbor* untuk metode klasifikasinya. Diperoleh tujuh fitur tekstur GLCM yaitu *energi, entropy, kontras, homogeneity, idm, variance* dan *dissimilarity*. Fitur tekstur GLCM dan algoritma *k-Nearest Neighbor* dapat digunakan untuk melakukan pendugaan atau pengklasifikasian mutu buah pepaya. Hasil pengujian pada Tabel 2 menunjukkan nilai akurasi terbaik

adalah jumlah *k* tetangga 9 dengan nilai akurasi sebesar 88,88%.

### III. TAHAPAN PENELITIAN

#### 1. Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset public dengan nama *Tier - Based Dataset : Musa – Acuminata Banana Fruit Species*, dataset yang di unduh dari <https://data.mendeley.com/datasets/zk3tkxndjw>, dataset ini merupakan data yang pada umumnya digunakan dalam eksperiment untuk klasifikasi pengenalan buah pisang.

#### 2. Pra Pengolahan

Sebelum data diolah, terlebih dahulu dilakukan intensity adjustment dan segmentasi. Hal ini dilakukan karena intensity adjustment bertujuan untuk meningkatkan citra yang gelap dan proses segmentasi ialah proses pemisahan antara objek yang dikehendaki dan objek yang tidak dikehendaki.

### 3. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri berfungsi sebagai deteksi fitur dari suatu citra. Ciri yang dapat digunakan membedakan citra satu dengan citra yang lain, di antaranya adalah ciri bentuk, ukuran, geometri, tekstur, dan warna. Pada tahap ini digunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix*. Masing-masing citra diekstrak cirinya berdasarkan parameter-parameternya tertentu dan dikelompokkan pada kelas tertentu, parameter – parameter yang digunakan berupa *Contrast*, *Correlation*, *Energy*,

### 4. Hasil Klasifikasi

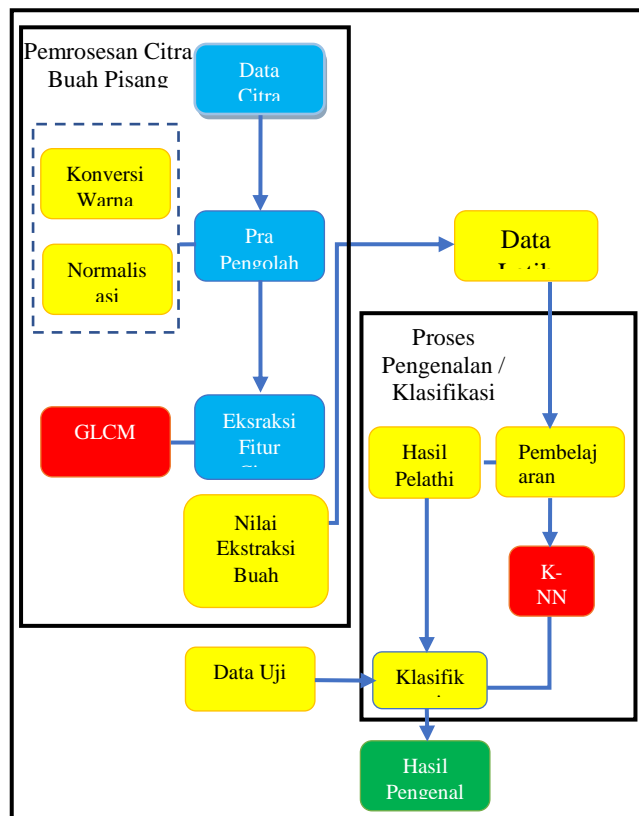
Hasil klasifikasi merupakan output, pada data testing yang didapatkan dari proses klasifikasi yang menggunakan algoritma K-NN berdasarkan model yang diperoleh dari data training

### 5. Evaluasi

Evaluasi bertujuan untuk mengetahui hasil kinerja dari metode yang digunakan, evaluasi dilakukan pada data *testing* dan *output* yang dihasilkan akan dimasukkan ke dalam *Confusion Matrix* untuk menghitung nilai akurasi.

## IV. PEMODELAN

**Gambar 1.** Pemodelan



## V. HASIL PEMODELAN

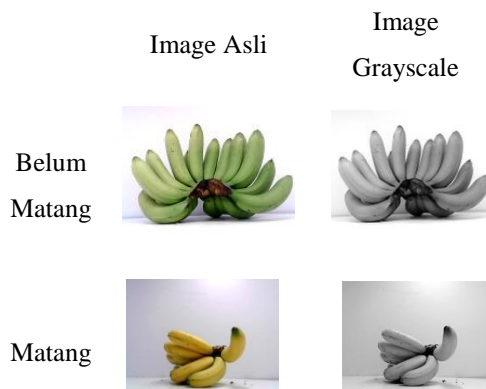
### a. Pra Pengolahan

Pra-pengolahan citra (*image pre-processing*), yaitu proses paling awal dalam pengolahan citra sebelum proses utama dilakukan. Pada tahap ini citra buah pisang yang sudah ada dikonversi agar diperoleh data citra buah pisang yang sesuai kebutuhan. Tahap ini berfungsi untuk menormalisasi citra buah pisang dari permasalahan luminasi yang teralalu gelap atau terlalu terang sehingga dapat meningkatkan performansi dari sistem pengenalan kematangan buah pisang. Pra-

pengolahan dalam penelitian ini dilakukan dengan 2 tahap, yaitu:

### 1) Pengubahan citra warna ke *grayscale*

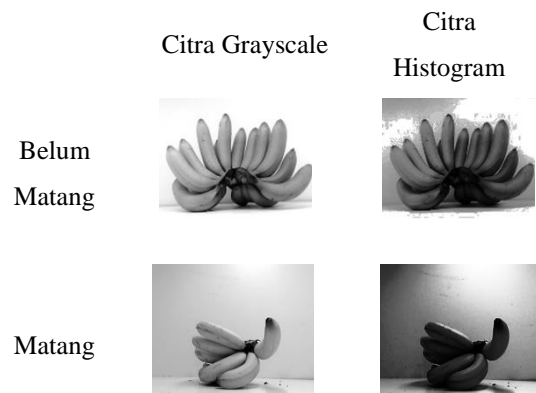
Pra-pengolahan pertama yang akan dilakukan adalah merubah citra *training* atau citra *testing* yang awalnya berbentuk citra dari RGB ( red, green, blue) menjadi citra bentuk grayscale, perubahan ini dilakukan karena citra grayscale memiliki persamaan yang sederhana dan mampu mengurangi kebutuhan memory dimana nilai warna putih diwakili dengan angka 255 dan nilai warna hitam diwakili dengan angka 0. Berikut gambar proses perubahan citra warna ke grayscale



### 2) Normalisasi citra

Setelah citra asli di konversi ke citra abu-abu maka pra-pengolahan selanjutnya adalah normalisasi citra dengan histogram ekualisasi. Histogram

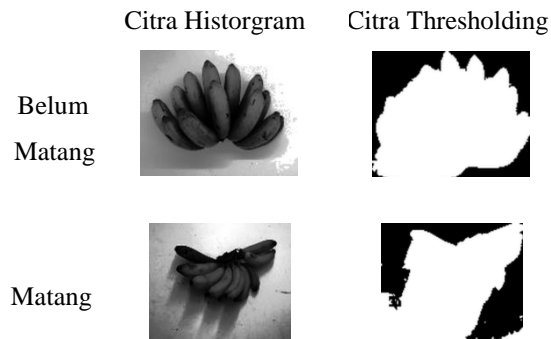
ekualisasi adalah sebuah proses yang mengubah distribusi nilai derajat keabuan pada sebuah citra sehingga menjadi seragam. Tujuan dari histogram equalization adalah untuk memperoleh penyebaran histogram yang merata sehingga setiap derajat keabuan memiliki jumlah piksel yang relatif sama. Berikut gambar normalisasi citra abu-abu dengan histogram ekualisasi.



### 3) Deteksi Tingkat Kematangan

Setelah citra histogram di dapatkan maka pra-pengolahan selanjutnya adalah pendeteksian buah pisang terhadap citra dengan thresholding. Thresholding merupakan salah satu metode segmentasi citra yang memisahkan antara objek dan background dalam suatu citra berdasarkan pada perbedaan tingkat kecerahannya atau gelap terangnya. Region citra cenderung gelap akan dibuat semakin gelap (hitam

sempurna dinilai intensitas sebesar 0), sedangkan region citra yang cenderung terang akan dibuat semakin terang (putih sempurna dinilai intensitas sebesar 1)



#### b. Ekstraksi Ciri

Fitur ekstraksi *Grey Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) merupakan matrix yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan dua pixel dengan intensitas tertentu dalam jarak  $d$  dan orientasi arah sudut  $0^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ , atau  $45^\circ$  tertentu dalam citra.

$$\text{Contrast} = \sum P(i, j) (i - j)^2 N - 1, i, j = 0$$

$$\text{Correlation} = \sum P(i, j) [(i - \mu_i)(j - \mu_j) \sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}] N - 1, i, j = 0$$

$$\text{Energy} = \sum P(i, j)^2, i, j = 0$$

$$\text{Homogeneity} = \sum P(i, j) / R N - 1, i, j = 0$$

$$\text{Entropy} = \sum (i, j) \log [p(i, j)]$$

#### c. Klasifikasi

Metode klasifikasi k nearest neighbor melakukan proses pencocokan/pengenalan berdasarkan jumlah tetangga terdekat untuk penentuan kelasnya. Untuk mencari jarak kelas ada beberapa cara yaitu dengan euclidean distance. Tahapan dalam metode klasifikasi k nearest neighbor yaitu :

- Menentukan nilai k
- Menghitung jarak antara citra testing dengan seluruh citra pada database menggunakan persamaan euclidean distance, persamaan dan menentukan citra terdekat dengan citra testing berdasarkan nilai k.  
Rumus dari euclidean distance  
$$D(a, b) = \sum (x_i - y_i)^2$$
  
Keterangan:  
D(a, b) : jarak Euclidian  
x : data 1  
y : data 2  
i : fitur  
Ke - n : jumlah fitur
- Menentukan hasil klasifikasi berdasarkan kelas yang memiliki anggota terbanyak.
- jika terjadi konflik atau keadaan seimbang pada kelas dengan jumlah anggota yang sama maka

digunakan pemecahan konflik. [8].

#### d. Confusion Matrix

Pada penelitian ini menggunakan confusion Matrix sebagai metode. Dalam perhitungan akurasi pada penerapan deteksi ekspresi wajah pengguna e-learning. Evaluasi kinerja deteksi ekspresi di dasarkan dari jumlah pengujian objek salah dan benar yang di deteksi

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Data Uji Dikenali}}{\text{Data uji}} \times 100 \%$$

## VI. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 1) Pembahasan Model

Pada tahap pengujian metode terdapat kendala pada tahap pengenalan kematangan, karena penggunaan sampel buah pisang harus diperhatikan dari kontras dan posisi dari data sampel, karenan ada beberapa sampel data yang tidak biasa dikenali atau tidak terdeteksi. Arah dan jarak GLCM sangat berpengaruh untuk pengenalan kematangan pisang, hasil yang di dapatkan untuk metode GLCM dengan K-NN dengan arah  $0^\circ$  dan jarak 1 lebih banyak mengenali kematangan buah pisang dan akurasi tertinggi. Hasil yang di dapatkan dari pengujian metode akurasi

yang diperoleh belum cukup baik, hasil dari perhitungan akurasi di atas bahwa semakin banyak nilai K semakin rendah nilai akurasi yang diperoleh, dan sebaliknya jumlah K 2 lebih banyak mengenali pengenalan kematangan pisang ketimbang jumlah K 3. Dari hasil perhitungan akurasi untuk pengujian model di dapatkan nilai sebesar 84%, dan tahap pengujian akurasi Klasifikasi hanya mendapatkan nilai sebesar 76%. Pada penelitian ini penggunaan metode K-NN kurang baik untuk tahap klasifikasi.

### 2) Pembahasan Sistem

Untuk menjalankan sebuah program, maka kita harus menyelesaikan pembuatan program dan selanjutnya akan muncul tampilan menu program yang sedang dijalankan tersebut.



**Gambar 2** Tampilan Awal Aplikasi

Setelah selesai pembuatan program, maka akan muncul tampilan browse data training. Pada halaman tampilan proses load data training ini adalah tampilan jika



pengguna menekan tombol browse untuk membuka data training yang ingin diuji.



**Gambar 3** Tampilan Proses Load Data Training

Halaman ini adalah tampilan jika pengguna menekan tombol browse untuk data testing. Tampilan ini akan muncul saat pengguna memilih/mengklik *proses* pada *Image Testing*, dan pengguna akan memilih folder yang tersimpan gambar



**Gambar 4** Tampilan Proses Load Data Testing

Setelah Pemilihan *Image Testing* Folder *Traning* dan data *Testing*, tampilan ini akan memunculkan nama folder yang telah dipilih pengguna.



**Gambar 5** Tampilan Nama Folder Yang Telah Dipilih

Pada Hasil Proses Pengenalan Kematangan, akan muncul tampilan saat pengguna mengklik/memilih tombol atau button *proses* setelah memilih gambar yang akan diuji.



**Gambar 6** Tampilan Hasil Pengenalan

## VII. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan pada tingkat kematangan pisang dan pembahasan yang telah diuraikan sebelumnya maka dapat ditarik suatu kesimpulan bahwa hasil penerapan K-NN dan GLCM yang diimplementasikan dalam proses pengenalan kematangan buah pisang

mampu mendeteksi dengan nilai akurasi yang diukur dengan *confusion matrix* untuk pengujian klasifikasi 76%.

### UCAPAN TERIMA KASIH

1. Kepada ALLAH SWT dan Karunia-Nya.
2. Kedua Orang Tua atas kasih sayang jerih payah dan doa restunya dalam membesarkan dan mendidik penulis.
3. Dosen dan rekan-rekan mahasiswa Fikom 2015.

### REFERENSI

- [1] M. D. Y. Ambarita, E. S. Bayu, and H. Setiadi, "Identifikasi Karakter Morfologis Pisang (*Musa Spp.*) Di Kabupaten Deli Serdang," *J. Online Agroekoteknologi*, vol. 4, no. 1, pp. 1911–1924, 2016.
- [2] Kementan, "Renstra Kementrian Pertanian Pertanian Tahun 2015 - 2019," *Hari Aids Sedunia 2014*, pp. 1–339, 2014.
- [3] R. U. Saputra, "Pengaruh Jenis Bonggol Dan Konsentrasi BA (BENZILADENIN) Terhadap Pertumbuhan Vegetatif Tanaman Pisang (*Musa Paradisiaca* Linn) Kepok Kuning," *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2013.
- [4] F. S. Ni'mah, T. Sutojo, and D. R. I. M. Setiadi, "Identifikasi Tumbuhan Obat Herbal Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Algoritma Gray Level Co-occurrence Matrix dan K-Nearest Neighbor," *J. Teknol. dan Sist.*

*Komput.*, vol. 6, no. 2, p. 51, 2018.

- [5] I. A. Halela, B. Nurhadiyono, and F. Z. Rahmanti, "Identifikasi Jenis Buah Apel Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dengan Ekstraksi Fitur Histogram," pp. 1–8, 2016.
- [6] R. Anggraini, B. Hidayat, and S. Darana, "Klasifikasi Jenis Kualitas Keju Dengan Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM) Pada Citra Digital," *e-Proceeding Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. 2035–2042, 2017.
- [7] D. D. Prihatin, B. Hidayat, and S. Saidah, "Deteksi Batik Bojonegoro Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Dan Naive Bayes Detection Of Batik Bojonegoro Using Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) And Naive Bayes Desi Dwi Prihatin [ 1 ], Dr . Ir . Bambang Hidayat , DEA .," vol. 5, no. 3, pp. 4650–4657, 2018.
- [8] A. Nurida, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor Dalam Sistem Case Based Reasoning Untuk Pembentukan Identitas Jawaban Otomatis Dan Pencari Kemiripan Jawaban Dari Soal-soal Algoritma," 2016.

### BIOGRAFI PENULIS

1. **Amin Dwi Satrio**, Peneliti
2. **Irvan Abraham Salihi, M.Kom**,  
Sebagai Pembimbing Utama
3. **Apriyanto Alhamad, M.Kom**,  
Sebagai Pembimbing Pendamping