**PENERAPAN GAUSSIAN BLUR UNTUK PENINGKATAN AKURASI PENDETEKSI KEBURAMAN PADA SISTEM PRESENSI MULTIFAKTOR**

Tugas Akhir Skripsi

Logo

Description automatically generated

oleh:

**GIAN PRADIPTA GUNAWAN**

**71210689**

PROGRAM STUDI INFORMATIKA FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI

UNIVERSITAS KRISTEN DUTA WACANA

TAHUN 2025

**PENERAPAN GAUSSIAN BLUR UNTUK PENINGKATAN AKURASI PENDETEKSI KEBURAMAN PADA SISTEM PRESENSI MULTIFAKTOR**

Tugas Akhir Skripsi

Logo

Description automatically generated

Diajukan kepada Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi

Universitas Kristen Duta Wacana

Sebagai Salah Satu Syarat dalam Memperoleh Gelar

Sarjana Komputer

Disusun oleh

**GIAN PRADIPTA GUNAWAN**

**71210689**

PROGRAM STUDI INFORMATIKA FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI

UNIVERSITAS KRISTEN DUTA WACANA

TAHUN 2025

**PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR**

Saya menyatakan dengan sesungguhnya bahwa tugas akhir dengan judul:

**PENERAPAN GAUSSIAN BLUR UNTUK PENINGKATAN AKURASI PENDETEKSI KEBURAMAN PADA SISTEM PRESENSI MULTIFAKTOR**

yang saya kerjakan untuk melengkapi sebagian persyaratan menjadi Sarjana Komputer pada pendidikan Sarjana Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi Universitas Kristen Duta Wacana, bukan merupakan tiruan atau duplikasi dari tugas akhir kesarjanaan di lingkungan Universitas Kristen Duta Wacana maupun di Perguruan Tinggi atau instansi manapun, kecuali bagian yang sumber informasinya dicantumkan sebagaimana mestinya.

Jika dikemudian hari didapati bahwa hasil tugas akhir ini adalah hasil plagiasi atau tiruan dari tugas akhir lain, saya bersedia dikenai sanksi yakni pencabutan gelar kesarjanaan saya.

Yogyakarta, ----------------

**MATERAI Rp.10,000**

GIAN PRADIPTA GUNAWAN

71210689

**HALAMAN PERSETUJUAN**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Judul Tugas Akhir | : | PENERAPAN GAUSSIAN BLUR UNTUK PENINGKATAN AKURASI PENDETEKSI KEBURAMAN PADA SISTEM PRESENSI MULTIFAKTOR |
| Nama Mahasiswa | : | Gian Pradipta Gunawan |
| NIM | : | 71210689 |
| Mata Kuliah | : | Tugas Akhir |
| Kode | : | TI0366 |
| Semester | : | Genap |
| Tahun Akademik | : | 2024/2025 |

Telah diperiksa dan disetujui di

Yogyakarta,

Pada tanggal ----------

Dosen Pembimbing I Dosen Pembimbing II

I Kadek Dendy Senapartha. S. T., M. Eng. Budi Susanto, S.Kom.,M.T.

**HALAMAN PENGESAHAN**

**PENERAPAN GAUSSIAN BLUR UNTUK PENINGKATAN AKURASI PENDETEKSI KEBURAMAN PADA SISTEM PRESENSI MULTIFAKTOR**

Oleh: GIAN PRADIPTA GUNAWAN/ 71210689

Dipertahankan di depan Dewan Penguji Tugas Akhir

Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Informasi

Universitas Kristen Duta Wacana - Yogyakarta

Dan dinyatakan diterima untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar

Sarjana Komputer

pada tanggal .................

Yogyakarta, --------------

Mengesahkan,

|  |  |
| --- | --- |
| Dewan Penguji: | |
| 1. Dosen 1 | ---------------------------------------- |
| 1. Dosen 2 | ---------------------------------------- |
|  | ---------------------------------------- |
|  | ---------------------------------------- |

Dekan Ketua Program Studi

(Restyandito,S.Kom.,MSIS.,Ph.D.) (Joko Purwadi, S.Kom., M.Kom.)

# HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS SECARA ONLINE

**UNIVERSITAS KRISTEN DUTA WACANA YOGYAKARTA**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| NIM | : | 71210689 |
| Nama | : | Gian Pradipta Gunawan |
| Fakultas / Prodi | : | Teknologi Informasi / Informatika |
| Judul Tugas Akhir | : | PENERAPAN GAUSSIAN BLUR UNTUK PENINGKATAN AKURASI PENDETEKSI KEBURAMAN PADA SISTEM PRESENSI MULTIFAKTOR |

bersedia menyerahkan Tugas Akhir kepada Universitas melalui Perpustakaan untuk keperluan akademis dan memberikan **Hak Bebas Royalti Non Eksklusif** (*Non-exclusive Royalty-free Right*) serta bersedia Tugas Akhirnya dipublikasikan secara online dan dapat diakses secara lengkap (*full access*).

Dengan Hak Bebas Royalti Non Eksklusif ini Perpustakaan Universitas Kristen Duta Wacana berhak menyimpan, mengalih media/formatkan, mengelola dalam bentuk *database*, merawat, dan mempublikasikan Tugas Akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta. Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Yogyakarta, \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Yang menyatakan,

**(71210689 – GIAN PRADIPTA GUNAWAN)**

Karya sederhana ini dipersembahkan

kepada Tuhan, Keluarga Tercinta,

dan Kedua Orang Tua

*Segala sesuatu indah pada waktu-Nya*

Anonim

*Perjalanan ribuan mil dimulai dari langkah satu mil*

(Pepatah Kuno)

# KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur kepada Tuhan yang maha kasih, karena atas segala rahmat, bimbingan, dan bantuan-Nya maka akhirnya Tugas Akhir Skripsi dengan judul [JUDUL TUGAS AKHIR YANG JELAS DAN LENGKAP] ini telah selesai disusun.

Penulis memperoleh banyak bantuan dari kerja sama baik secara moral maupun spiritual dalam penulisan Tugas Akhir ini, untuk itu tak lupa penulis ucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Tuhan yang maha kasih,
2. Orang tua yang selama ini telah sabar membimbing dan mendoakan penulis tanpa kenal untuk selama-lamanya,
3. Dekan selaku Dekan FTI, yang ....
4. Kaprodi selaku Kaprodi Informatika, yang .....
5. Dosen Pembimbing 1 selaku Dosen Pembimbing 1, yang telah memberikan ilmunya dan dengan penuh kesabaran membimbing penulis,
6. Dosen Pembimbing 2, selaku Dosen Pembimbing 2 yang telah memberikan ilmu dan kesabaran dalam membimbing penulis,
7. Keluarga tercinta: yang ...
8. Lain-lain yang telah mendukung moral, spiritual, dan dana untuk belajar selama ini.

Laporan proposal/tugas akhir ini tentunya tidak lepas dari segala kekurangan dan kelemahan, untuk itu segala kritikan dan saran yang bersifat membangun guna kesempurnaan skripsi ini sangat diharapkan. Semoga proposal/tugas akhir ini dapat bermanfaat bagi pembaca semua dan lebih khusus lagi bagi pengembagan ilmu komputer dan teknologi informasi.

Yogyakarta, ----------

GIAN PRADIPTA GUNAWAN

# DAFTAR ISI

[HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS SECARA ONLINE 6](#_Toc197347199)

[KATA PENGANTAR 10](#_Toc197347200)

[DAFTAR ISI 11](#_Toc197347201)

[BAB I 17](#_Toc197347202)

[1.1. Latar Belakang Masalah 17](#_Toc197347203)

[1.2. Perumusan Masalah 18](#_Toc197347204)

[1.3. Batasan Masalah 18](#_Toc197347205)

[1.4. Tujuan Penelitian 19](#_Toc197347206)

[1.5. Manfaat Penelitian 19](#_Toc197347207)

[1.6. Sistematika Penulisan 19](#_Toc197347208)

[BAB II 21](#_Toc197347209)

[2.1 Tinjauan Pustaka 21](#_Toc197347210)

[2.2 Landasan Teori 22](#_Toc197347211)

[BAB III 29](#_Toc197347212)

[3.1. Alur Penelitian 29](#_Toc197347213)

[3.1.1. Pengembangan Sistem 30](#_Toc197347214)

[3.1.2. Pengumpulan Data 32](#_Toc197347215)

[3.1.3. Pengujian Sistem 33](#_Toc197347216)

[3.1.4. Evaluasi 33](#_Toc197347217)

[BAB IV 34](#_Toc197347218)

[4.1. Implementasi Awal 34](#_Toc197347219)

[4.2. Implementasi Sistem 35](#_Toc197347220)

[4.3. Pengujian dan Analisis 36](#_Toc197347221)

[4.4. Pembahasan 36](#_Toc197347222)

[BAB V 38](#_Toc197347223)

[5.1. Kesimpulan 38](#_Toc197347224)

[5.2. Saran 38](#_Toc197347225)

[DAFTAR PUSTAKA 39](#_Toc197347226)

[LAMPIRAN A 41](#_Toc197347227)

[LAMPIRAN B 43](#_Toc197347228)

[LAMPIRAN C 44](#_Toc197347229)

[LAMPIRAN D 45](#_Toc197347230)

**DAFTAR TABEL**

**DAFTAR GAMBAR**

[Gambar 2. 1 Notasi matematika noise 23](#_Toc197347337)

[Gambar 2. 2 Operator Gaussian 2D 24](#_Toc197347338)

[Gambar 2. 3 Operator Gaussian 2D berbasis kartesian, 24](#_Toc197347339)

[Gambar 2. 4 Operator Laplacian 25](#_Toc197347340)

[Gambar 2. 5 Notasi estimasi turunan kedua terhadap x 26](#_Toc197347341)

[Gambar 2. 6 Notasi estimasi turunan kedua terhadap y 26](#_Toc197347342)

[Gambar 2. 7 Notasi estimasi operator Laplacian pada domain diskrit, 26](#_Toc197347343)

[Gambar 2. 8 Kernel Laplacian arah vertikal, dan horizontal 26](#_Toc197347344)

[Gambar 2. 9 Kernel Laplacian arah diagonal, vertikal, dan horizontal 27](#_Toc197347345)

[Gambar 3. 1 Diagram Alir Metodologi Penelitian 29](#_Toc197347349)

[Gambar 3. 2 Diagram Alir Sistem 30](#_Toc197347350)

[Gambar 3. 3 Pseudocode untuk algoritma LoG 31](#_Toc197347351)

**INTISARI**

**PENERAPAN GAUSSIAN BLUR UNTUK PENINGKATAN AKURASI PENDETEKSI KEBURAMAN PADA SISTEM PRESENSI MULTIFAKTOR**

Oleh

GIAN PRADIPTA GUNAWAN

71210689

Sistem Presensi Multifaktor adalah aplikasi Android yang digunakan untuk presensi dengan memanfaatkan lokasi perangkat, QR Code, dan sistem pengenalan wajah. Dalam proses pengenalan wajah, tahap deteksi keburaman citra menjadi penting untuk memastikan citra yang diolah cukup tajam. Aplikasi ini awalnya menggunakan metode deteksi berbasis Laplacian Filtering, namun metode tersebut sangat sensitif terhadap noise, sehingga menurunkan akurasi deteksi keburaman dan mengganggu kenyamanan pengguna. Untuk mengatasi masalah ini, penelitian ini mengimplementasikan metode Gaussian Blur sebelum tahap deteksi keburaman, dengan tujuan mengurangi dampak noise tanpa menghilangkan detail penting citra. Berdasarkan pengujian, penerapan Gaussian Blur terbukti dapat meningkatkan akurasi pendeteksi keburaman, sehingga sistem lebih andal dalam membedakan antara citra tajam dan buram. Dengan perbaikan ini, pengalaman pengguna dalam menggunakan aplikasi presensi menjadi lebih baik dan lebih nyaman.

**Kata kunci**: presensi multifaktor, pendeteksi keburaman, Gaussian Blur, Laplacian Filtering, pengenalan wajah.

**ABSTRACT**

**APPLICATION OF GAUSSIAN BLUR FOR IMPROVING ACCURACY IN MULTIFACTOR ATTENDANCE SYSTEMS**

By

GIAN PRADIPTA GUNAWAN

7121068

The Multifactor Attendance System is an Android application used for attendance by utilizing device location, QR codes, and facial recognition. In the facial recognition process, blur detection is a crucial step to ensure that the captured image is sufficiently sharp for optimal model processing. Initially, the application employed a blur detection method based on Laplacian Filtering, which is highly sensitive to noise, leading to decreased detection accuracy and reduced user convenience. To address this issue, this study implements Gaussian Blur prior to the blur detection stage, aiming to minimize the impact of noise without removing essential image features. Based on the testing results, the application of Gaussian Blur successfully improved the accuracy of blur detection, making the system more reliable in distinguishing between sharp and blurry images. This improvement enhances the overall user experience when using the attendance application.

**Keywords**: multifactor attendance, blur detection, Gaussian Blur, Laplacian Filtering, facial recognition.

# BAB I

**PENDAHULUAN**

## Latar Belakang Masalah

Sistem Presensi Multifaktor adalah sebuah aplikasi Android yang digunakan untuk melakukan kegiatan presensi dengan memanfaatkan lokasi perangkat, QR Code, dan sistem pengenalan wajah pengguna. Dalam proses pengenalan wajah, sistem akan menangkap citra wajah melalui kamera perangkat. Sebelum citra tersebut dimasukkan ke dalam model pengenalan wajah, citra akan melalui beberapa tahap pemrosesan, salah satunya adalah pendeteksian keburaman. Tahapan ini bertujuan untuk memastikan citra yang diperoleh cukup tajam sehingga dapat diolah oleh model pengenalan wajah secara optimal.

Salah satu kelemahan pada metode pendeteksi keburaman yang digunakan aplikasi ini adalah kepekaannya yang tinggi terhadap *noise*. Saat ini, aplikasi menggunakan metode berbasis Laplacian Filtering, yaitu metode yang memanfaatkan operator turunan kedua untuk menonjolkan tepi pada citra. Menurut Gonzalez et al. (2008), operator turunan kedua sangat sensitif terhadap perubahan intensitas nilai piksel antara satu piksel dengan yang lainnya. Contohya, dua buah piksel yang bertetanggaan, yang satu nilainya 0 dan yang lainnya bernilai 150. Adanya transisi nilai dari satu piksel ke piksel yang lain ini menyebabkan operator ini akan menonjolkan daerah ini sebagai tepi. Permasalahan muncul ketika *noise* muncul pada citra. *Noise* muncul sebagai fluktuasi acak pada nilai intensitas piksel yang tidak mewakili struktur nyata dalam gambar. Akibatnya, operator ini dapat menonjolkan *noise* sebagai tepi. Hal ini akan berpengaruh dalam variansi citra keluaran, yang mana variansi ini digunakan sebagai faktor penentu keburaman citra, dan pada akhirnya akan mempengaruhi tingkat keakuratan sistem.

Akibatnya, kenyamanan pengguna dalam menggunakan aplikasi dapat terganggu. Hal ini terlihat dari sistem pendeteksi keburaman yang terkadang salah mengidentifikasi citra tajam sebagai buram, maupun sebaliknya. Jika citra wajah pengguna yang sebenarnya tajam malah terdeteksi sebagai buram akibat noise, maka pengguna tidak dapat melanjutkan ke tahap autentikasi wajah, sehingga harus mengulangi pengambilan citra atau berpindah ke lingkungan dengan pencahayaan berbeda.

Salah satu pendekatan untuk mengurangi pengaruh noise adalah dengan menerapkan metode Gaussian Blur. Gaussian Blur bekerja dengan menghaluskan citra, sehingga gangguan visual akibat noise dapat diminimalkan tanpa menghilangkan kontur utama citra. Berdasarkan penelitian oleh Reischauer et al. (2017), penerapan Gaussian Blur terbukti dapat meningkatkan akurasi dan presisi dalam pemrosesan citra.

Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah mengoptimalkan akurasi pendeteksi keburaman dengan mengimplementasikan metode Gaussian Blur pada citra wajah yang ditangkap pengguna sebelum masuk ke tahap pendeteksian keburaman. Dengan pendekatan ini, diharapkan keakuratan sistem pendeteksi keburaman dalam aplikasi dapat meningkat, sehingga pengalaman pengguna menjadi lebih baik.

## Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang sudah dijabarkan, rumusan masalah yang dapat disimpulkan adalah, bagaimana penerapan Gaussian Blur pada citra dapat berdampak pada keakuratan sistem pendeteksi keburaman pada sistem presensi multifaktor?

## Batasan Masalah

Penelitian memiliki batasan masalah sebagai berikut:

* + 1. Modul dibuat dengan menggunakan bahasa Kotlin
    2. Citra yang akan diolah beresolusi 224 x 224
    3. Citra merupakan citra wajah
    4. Pengujian dilakukan dengan cara membandingkan performa pendeteksi keburaman menggunakan dan tanpa metode Gaussian Blur, dengan mengukur hasil klasifikasi menggunakan *confusion matrix* untuk mengevaluasi akurasi, presisi, recall, dan F1-score dari masing-masing metode.

## Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menerapkan Gaussian Blur pada citra untuk mengurangi *noise,* kemudian dimasukkan ke dalam pendeteksi keburaman.

## Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini adalah untuk meningkatkan keakuratan pada sistem pendeteksi keburaman pada Sistem Presensi Multifaktor.

## Sistematika Penulisan

Laporan/Proposal tugas akhir ini disusun dengan sistematika bagian pertama, terdiri dari empat bab:

* Bab I Pendahuluan

Bab ini berisi latar belakang masalah, perumusan masalah, batasan masalah. Tujuan penelitian, manfaat penelitian, metode penelitian, dan sistematika penelitian. Bab ini menjelaskan persoalan yang dihadapi pada sistem pengenalan wajah, yaitu gambar masukan yang memiliki *noise*, dan solusi yang bisa dipakai, yaitu Gaussian Filter dalam melakukan *denoising.*

* Bab II Tinjauan Pustaka dan Landasan Teori

Bab II berisi tinjauan pustaka dan landasan teori. Pada bab ini dijabarkan hasil – hasil dari penelitian sebelumnya yang dinilai relevan sehingga dapat menjelaskan lebih lanjut tentang pentingnya penelitian ini. Bab ini juga akan menjelasan mengenai Gaussian Blur, Laplacian of Gaussian, Convolution Filtering, dan Noise.

* Bab III Metodologi Penelitian

Bab ini membahas proses penelitian dilakukan, dimulai dari perancangan, pengimplementasian, dan pengujian modul.

* Bab IV Implementasi dan Pembahasan

Pembahasan mengenai cara penerapan modul, kendala yang dihadapi, solusi yang diimplementasikan, serta pembahasan mengenai hasil dari pengujian.

* Bab V Kesimpulan dan Saran

Rangkuman dari hasil pembahasan serta saran untuk penelitian yang selanjutnya.

# BAB II

**TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI**

## Tinjauan Pustaka

Dalam proses pengenalan wajah, aplikasi ini menggunakan modul MobileFaceNet. Modul ini dikembangkan berdasarkan FaceNet dan dioptimalkan khusus untuk perangkat ponsel. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Sheng Chen et al. (2018) , MobileFaceNet memanfaatkan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) yang dilatih menggunakan dataset citra wajah MS-Celeb-1M, di mana data telah dinormalisasi sehingga citra yang digunakan memiliki ketajaman yang baik.

Namun, MobileFaceNet memiliki kelemahan, yaitu model ini dilatih dengan menggunakan citra wajah yang tajam. Berdasarkan penelitian oleh Vasiljevic, Igor et al. (2017) mereka meneliti dampak keburaman citra wajah terhadap performa model CNN. Hasil penelitian mereka menunjukkan bahwa model yang dilatih dengan citra tajam cenderung memiliki performa yang buruk saat menerima citra masukan yang buram. Oleh karena itu, dalam konteks aplikasi ini, penting untuk melakukan pendeteksian keburaman sebagai umpan balik kepada pengguna, agar citra masukan yang digunakan tetap optimal.

Dalam penelitian oleh Bansal, Raghav et al. (2020) mereka meneliti penerapan Laplacian Filter untuk pendeteksian keburaman citra. Mereka menerapkan Laplacian Filtering pada citra dan menghitung variansinya. Semakin tinggi variansinya, semakin tajam citra tersebut. Berdasarkan penelitian ini, metode ini terbukti efektif dalam mendeteksi blur pada citra. Penelitian lain oleh Roxanne et al (2017) juga menunjukkan bahwa metode ini memiliki tingkat akurasi mencapai 85 persen.

Namun, Operator Laplacian bersifat sensitif terhadap *noise*. Operator Laplacian merupakan operator turunan kedua yang bekerja dengan cara menonjolkan transisi nilai piksel pada citra. Karena *noise* berbentuk transisi acak pada nilai piksel (Gonzalez, et al., 2008), metode ini akan menonjolkan *noise* pada citra keluarannya, yang dapat mengurangi akurasi dalam pendeteksian keburaman, terutama pada citra yang mengandung *noise*.

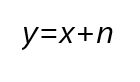
Untuk mengatasi masalah ini, penelitian yang dilakukan oleh Ilham Fuadi Nasution (2017) menemukan bahwa metode Gaussian Blur efektif dalam menghilangkan *noise* pada citra USG. Penelitian tersebut menguji dampak dari tiga metode filter: Mean Filter, Gaussian Filter, dan Median Filter. Hasil penelitian menunjukkan bahwa citra USG yang diolah menggunakan Gaussian Blur menghasilkan citra dengan nilai Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) di atas 30, yang menunjukkan efektivitas metode ini dalam melakukan denoising dan meningkatkan kualitas citra.

Penelitian lain oleh Soeb, Aripin et al. (2020) meneliti penerapan Gaussian Blur pada citra gigi berlubang sebelum dimasukkan ke dalam metode Laplacian. Hasil penelitian mereka menunjukkan bahwa penerapan Gaussian Blur menghasilkan keluaran pendeteksi tepi yang baik dan meningkatkan akurasi ketebalan citra gigi berlubang.

## Landasan Teori

*Noise* adalah gangguan pada gambar yang mempengaruhi nilai piksel - pikselnya. Faktor - faktor yang menyebabkan hal ini bisa terjadi karena lingkungan sekitar, *transmission channel,* dan lain - lain. *Noise* sangat sering terjadi dan hampir tidak bisa dihindari. Pada proses pengenalan gambar, *noise* dapat mengurangi hasil keakuratannya (Fan et al., 2019). Salah satu penyebab *noise* adalah pencahayaan yang rendah, yang memaksa kamera menaikkan nilai ISO. ISO yang tinggi berbanding lurus dengan peningkatan noise, sehingga dapat mempengaruhi kualitas gambar (Peltoketo, Veli-Tapani., 2015).

Proses *denoising* adalah proses untuk menghilangkan *Noise* pada gambar sehingga diperoleh gambar yang sebenarnya. Proses ini tidak bisa dengan sempurna mengembalikan gambar tanpa *Noise* dikarenakan sulitnya membedakan detail nilai *piksel* yang asli dan yang bukan*.* Pada kenyataannya, proses ini masih menjadi tantangan dalam dunia matematika (Fan et al., 2019).



Gambar 2. 1 Notasi matematika noise

Sumber: Fan, et al., (2019)

Secara matematis, proses *denoising* dapat digambarkan dituliskan sebagai *y = x + n.* Penjelasannya sebagai berikut:

*y =* adalah gambar masukan yang mengandung *Noise.*

*x =* adalah hasil yang ingin kita cari, yaitu gambar murni tanpa *Noise.*

*n =* adalah *Noise* yang ada pada gambar.

Pada kenyataannya, solusi untuk nilai *x* adalah unik, artinya setiap metode *denoising* yang dipakai akan menghasilkan hasil *x* yang berbeda pula (Fan et al., 2019). Dengan begitu, dapat disimpulkan teknik – teknik yang ada tidak bertujuan untuk menghilangkan semua *Noise* pada gambar, tetapi mengurangi sebanyak mungkin *Noise* tanpa mengurangi fitur – fitur pada gambar yang asli.

Convolution Filtering adalah metode pemodifikasian citra dengan cara menyesuaikan nilai suatu piksel berdasarkan nilai-nilai piksel tetangganya. Proses ini menggunakan kernel, yaitu sebuah matriks kecil berbentuk grid (biasanya 3×3, 5×5, dst.) yang berisi bobot. Secara visual, kernel akan "digeser" ke seluruh posisi dalam citra, dan pada setiap posisi, ia akan mencakup piksel-piksel di sekitar piksel pusat. Piksel-piksel yang tercakup inilah yang disebut piksel tetangga. Setiap piksel tetangga akan dikalikan dengan bobot yang sesuai di dalam kernel, lalu hasil-hasil perkalian tersebut akan dijumlahkan. Hasil akhir ini kemudian menjadi nilai baru dari piksel pusat tempat kernel berada. Proses ini disebut dengan konvolusi. Proses ini berguna untuk penghalusan, penajaman, pendeteksian tepi, dan lain - lain (Gazali, Wikaria., et al., 2012).

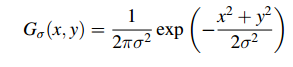
Laplacian of Gaussian (LoG) adalah metode deteksi tepi yang menggabungkan dua langkah utama: penghalusan citra menggunakan filter Gaussian dan kemudian penerapan operator Laplacian untuk mendeteksi perubahan intensitas. Pendekatan ini pertama kali diperkenalkan oleh Marr dan Hildreth dalam paper mereka yang berjudul *"Theory of Edge Detection"*. Filter Gaussian digunakan untuk mengurangi noise dan fluktuasi kecil yang tidak penting dalam citra, sementara operator Laplacian digunakan untuk menyoroti lokasi-lokasi dengan perubahan intensitas yang tajam, yang biasanya menunjukkan keberadaan tepi. Gabungan kedua filter ini menghasilkan deteksi tepi yang lebih stabil dan efektif, terutama dalam citra alami yang memiliki banyak variasi tekstur dan pencahayaan (Marr, et al., 1980).

Dalam paper Marr et al. (1980), mereka menyarankan penggunaan penghalusan citra dengan filter yang memiliki kernel yang nilainya berdasarkan distribusi Gaussian sebelum citra dilakukan pendeteksian tepi. Penggunaan filter ini digunakan untuk mengurangi fluktuasi nilai piksel yang tajam. Kelebihan yang dimiliki filter ini adalah filter ini menghaluskan citra secara halus, sehingga mampu mengurangi *noise,* namun tetap menjaga detail tepi pada citra.



Gambar 2. 2 Operator Gaussian 2D

Sumber: Marr et al. (1980).



Gambar 2. 3 Operator Gaussian 2D berbasis kartesian,

Sumber: Gonzalez et al. (2008)

Gambar 2 dan Gambar 3 merupakan notasi fungsi Gaussian pada nilai - nilai kernel. Variabel x dan y merupakan koordinat kartesian pada kernel dua dimensi, dengan bagian tengah kernel sebagai koordinat (0, 0). Fungsi Gaussian menghasilkan nilai probabilitas yang lebih tinggi untuk data yang dekat dengan pusat, dan nilai probabilitas yang lebih rendah untuk data yang jauh. Penerapan fungsi ini berdampak pada bobot kernel yang lebih besar semakin dekat pada bagian pusat kernel, dan bobot kernel yang lebih kecil semakin jauh dari pusat kernel. Nilai sigma atau standar deviasi digunakan untuk mengatur seberapa tersebarnya nilai kernel.

Laplacian Filter adalah salah satu teknik Convolution Filtering yang digunakan untuk pendeteksian garis tepi pada gambar. Berdasarkan paper oleh Marr et al. (1980), Teknik ini mencari daerah dengan transisi nilai piksel yang tinggi. Daerah inilah yang terdeteksi sebagai piksel. Laplacian merupakan operator turunan kedua. Artinya, teknik ini mencari percepatan perubahan nilai piksel, tidak seperti operator turunan pertama yang hanya mencari perubahan nilai piksel saja.



Gambar 2. 4 Operator Laplacian

Sumber: Marr, et al., (1980)

Gambar 4 adalah operator Laplacian. ∂²f/∂x² merupakan turunan kedua untuk piksel dengan arah horizontal, sedangkan ∂²f/∂y² merupakan turunan kedua untuk piksel vertikal. Berdasarkan Gonzalez, et al. (2008), Operator ini hanya bisa digunakan pada fungsi kontinu, sementara citra sendiri bersifat diskrit. Kecuali citra diubah menjadi fungsi kontinu, perlu dilakukan estimasi nilai ∂²f/∂x² dan ∂²f/∂y² supaya dapat dipakai pada fungsi diskrit.



Gambar 2. 5 Notasi estimasi turunan kedua terhadap x

Sumber: Gonzalez, et al (2008)



Gambar 2. 6 Notasi estimasi turunan kedua terhadap y

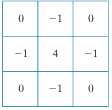
Sumber: Gonzalez, et al., (2008)



Gambar 2. 7 Notasi estimasi operator Laplacian pada domain diskrit,

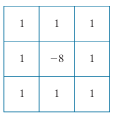
Sumber: Gonzalez, et al (2008)

Dalam konteks Convolutional Filtering, hasil estimasi ini dapat direpresentasikan sebagai kernel Laplacian.



Gambar 2. 8 Kernel Laplacian arah vertikal, dan horizontal

Sumber: Gonzalez, et al., (2008)



Gambar 2. 9 Kernel Laplacian arah diagonal, vertikal, dan horizontal

Sumber: Gonzalez, et al., (2008)

Berdasarkan paper Marr, Hildreth (1980), Secara algoritma, LoG dapat direpresentasikan seperti ini:

1. Haluskan gambar dengan Gaussian blur untuk mengurangi *noise*.
2. Hitung turunan kedua untuk mendeteksi perubahan intensitas yang tajam.
3. Cari titik zero-crossing, yaitu tempat di mana nilai turunan kedua berubah tanda.
4. Arahkan turunan kedua tegak lurus terhadap garis perubahan untuk hasil terbaik.
5. Gunakan Laplacian of Gaussian sebagai cara cepat untuk mendeteksi zero-crossing.

Metode LoG selain dapat digunakan untuk pendeteksian tepi, juga dapat digunakan untuk mendeteksi keburaman citra. Ketajaman pada citra dapat ditentukan berdasarkan banyaknya tepi kuat yang terdeteksi. Hal ini dikarenakan metode ini mencari piksel yang mengalami transisi nilai piksel yang tinggi pada citra. Transisi nilai piksel yang banyak akan menghasilkan citra yang tampak tajam. Sebaliknya, semakin buram citra, transisi nilai piksel akan semakin kecil, sehingga tepi yang dihasilkan semakin sedikit. Banyaknya tepi kuat yang terdeteksi dapat dihitung dengan mengukur variansi gambar. Semakin kecil variansinya, maka nilai antar piksel akan semakin mendekati satu sama lain, yang berarti banyak tepi lemah yang terdeteksi, dan sebaliknya. Dalam penerapannya, perlu dicari ambang batas yang tepat untuk menentukan tingkat keburaman citra (Bansal, Raghav., 2016).

*Confusion matrix* adalah sebuah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja sistem klasifikasi dengan membandingkan antara hasil prediksi sistem dan label yang sebenarnya. Dalam kasus klasifikasi gambar buram dan tidak, *confusion matrix* terdiri dari empat komponen, yaitu True Positive (TP) yang menunjukkan jumlah data positif yang diprediksi benar, False Positive (FP) yaitu data negatif yang salah diprediksi sebagai positif, True Negative (TN) yaitu data negatif yang diprediksi benar, dan False Negative (FN) yaitu data positif yang salah diprediksi sebagai negatif. Dari tabel ini, kita dapat menghitung metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score, yang membantu kita memahami seberapa baik sistem pendeteksi keburaman bekerja dalam membedakan antara citra - citra yang ada.

# BAB III

**METODOLOGI PENELITIAN**

## Alur Penelitian

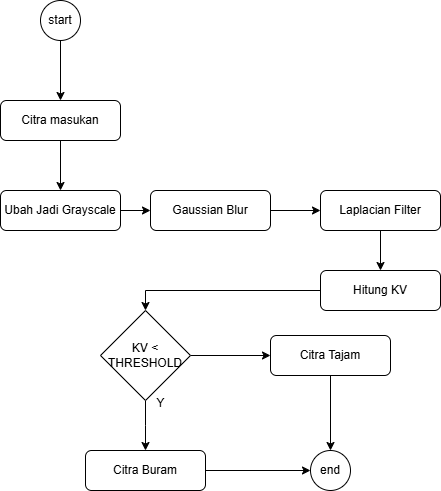
Sebuah gambar berisi teks, diagram, lingkaran, cuplikan layar

Konten yang dihasilkan AI mungkin salah.

Gambar 3. 1 Diagram Alir Metodologi Penelitian

Gambar 3.1 menjelaskan alur kerja penelitian. Penelitian dimulai dengan tahap pengembangan sistem. Tahap pengembangan sistem dilakukan dengan merancang dan mengimplementasikan modul berbasis Android menggunakan bahasa pemrograman Kotlin. Sistem ini bertujuan untuk mendeteksi tingkat keburaman citra wajah mahasiswa. Kemudian, dilanjutkan dengan pengumpulan data. Pengumulan data diambil dari mahasiswa – mahasiswa Universitas Kristen Duta Wacana (UKDW). Kemudian, dilanjutkan dengan pengujian sistem. Pengujian sistem mencoba untuk membandingkan performa keakuratan dari sistem pendeteksi keburaman dengan dan tanpa Gaussian Blur menggunakan *confusion matrix*. Evaluasi dilakukan dengan menganalisa hasil dari *confusion matrix.*

### Pengembangan Sistem



Gambar 3. 2 Diagram Alir Sistem

Gambar 3.2 menjelaskan bagaimana sistem pendeteksi keburaman bekerja, berdasarkan algoritma LoG yang sudah dijelaskan pada bab 2. Sebelum melakukan pengolahan citra, yaitu Gaussian Blur dan Laplacian Filtering, langkah pertama yang dilakukan adalah mengubah citra berwarna menjadi citra grayscale. Proses ini sangat penting karena banyak teknik pengolahan citra, termasuk yang digunakan dalam sistem deteksi keburaman, lebih efektif dan efisien ketika diterapkan pada citra hitam-putih atau grayscale, yang hanya memiliki satu saluran intensitas warna dibandingkan dengan tiga saluran pada citra berwarna (merah, hijau, biru - RGB).

Setelah mengubah citra menjadi greyscale, citra kemudian dilakukan pemrosesan menggunakan Gaussian Blur dan Laplacian Filter. Penerapan didasarkan pada algoritma LoG yang sudah dijelaskan pada bab 2. Pseudocode untuk algoritma LoG bisa dilihat pada gambar 3.3.

Sebuah gambar berisi teks, dokumen, struk, Font

Konten yang dihasilkan AI mungkin salah.

Gambar 3. 3 Pseudocode untuk algoritma LoG

Citra yang sudah diubah menjadi greyscale kemudian diterapkan Gaussian Blur, yang digunakan untuk menghaluskan citra dan mengurangi detail yang tidak diinginkan (*noise*). Gaussian Blur diterapkan dengan menggunakan filter berdasarkan kernel Gaussian. Proses ini memungkinkan sistem untuk memodifikasi intensitas piksel berdasarkan bobot distribusi Gaussian, sehingga menghasilkan citra yang lebih halus dan terfokus pada fitur utama.

Setelah citra diterapkan Gaussian Blur, citra yang telah diproses selanjutnya melalui tahap filtering menggunakan Laplacian kernel. Dengan menggunakan Laplacian Filtering, citra akan mengalami penguatan pada bagian-bagian yang memiliki kontras tinggi, seperti batasan antara objek dan latar belakang. Hal ini penting untuk menekankan area-area yang mungkin memiliki informasi yang relevan untuk deteksi keburaman.

Setelah itu, sistem kemudian menghitung koefisien variansi (KV) pada citra, yang digunakan untuk mengukur tingkat keburaman citra. KV dihitung dengan mengukur konsistensi antara intensitas piksel yang terfilter oleh Laplacian dan piksel asli yang telah diproses dengan Gaussian Blur. Nilai KV ini akan memberikan gambaran sejauh mana keburaman citra, yang selanjutnya akan digunakan sebagai input untuk sistem pendeteksi keburaman. Semakin rendah nilai KV, semakin buram citra tersebut, dan sistem akan menandai citra sebagai "buram." Penentuan ambang batas keburaman gambar ditentukan saat pengujian, dengan mengambil ambang batas yang menghasilkan nilai akurasi paling tinggi.

### Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data utama yang digunakan berupa citra wajah mahasiswa UKDW. Pengumpulan data dilakukan dengan tujuan untuk menyediakan dataset yang representatif dan variatif, yang digunakan dalam proses pengujian sistem yang dikembangkan.

Citra wajah yang dikumpulkan berasal dari mahasiswa aktif UKDW yang bersedia menjadi partisipan. Data ini diambil secara langsung di lingkungan kampus menggunakan kamera digital, dengan memperhatikan kondisi pencahayaan yang bervariasi guna meningkatkan ketahanan sistem terhadap perubahan lingkungan.

Salah satu aspek penting dalam pengumpulan data ini adalah kondisi pencahayaan saat pengambilan gambar. Untuk menguji performa sistem dalam berbagai situasi nyata, citra wajah diambil di bawah empat kategori pencahayaan:

* Gelap: < 30 Lux
* Redup: 30–60 Lux
* Normal: 90–120 Lux
* Sangat Terang: 120–150 Lux

Pengukuran intensitas pencahayaan dilakukan menggunakan lux meter, dan setiap partisipan difoto dalam keempat kondisi tersebut sebanyak mungkin untuk memperkaya dataset dan melatih sistem agar tahan terhadap variasi pencahayaan.

Total citra yang dikumpulkan adalah sebanyak 2000 citra wajah. Citra-citra ini berasal dari 5 mahasiswa, dengan masing-masing mahasiswa menyumbangkan 400 citra wajah pada empat kondisi pencahayaan yang ada. Distribusi citra berdasarkan pencahayaan diatur agar setiap mahasiswa menyumbangkan sekitar 100 citra untuk masing-masing kategori pencahayaan (gelap, redup, normal, dan sangat terang). Hal ini bertujuan untuk menghasilkan dataset yang seimbang dan variatif guna mendukung proses pelatihan serta pengujian sistem secara optimal.

### Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kinerja sistem pendeteksi keburaman citra wajah yang telah dikembangkan. Sistem ini bertujuan untuk mengklasifikasikan citra menjadi dua kategori utama, yaitu citra tajam dan citra buram, berdasarkan nilai KV yang dihitung setelah proses filtering menggunakan Gaussian Blur dan Laplacian Filtering.

Tujuan dari pengujian ini adalah:

1. Membandingkan performa sistem pendeteksi keburaman sebelum (tanpa proses *denoising*) dan sesudah ditambahkan proses Gaussian Blur.
2. Menganalisis performa sistem melalui *confusion matrix* dan *threshold sweeping.*

Pengujian dilakukan terhadap dataset citra wajah mahasiswa UKDW yang telah dikumpulkan sebelumnya. Setiap citra diuji dua kali: pertama dengan sistem lama (tanpa *denoising*) dan kedua dengan sistem baru (dengan Gaussian Blur). Untuk setiap citra, sistem menghasilkan klasifikasi sebagai “tajam” atau “buram” berdasarkan nilai KV yang dibandingkan dengan ambang batas tertentu.

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

### Evaluasi

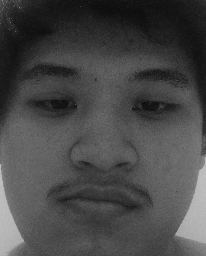
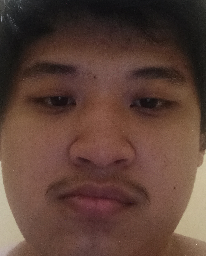
Evaluasi hasil dilakukan dengan melihat perbandingan akurasi antara sistem lama dan sistem baru dengan menggunakan penghitungan akurasi dari *confusion matrix*. Sistem yang memberikan nilai akurasi lebih tinggi dan jumlah kesalahan klasifikasi lebih rendah dianggap memiliki performa yang lebih baik dalam mendeteksi keburaman citra wajah.

# BAB IV

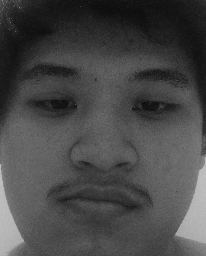
**IMPLEMENTASI DAN PEMBAHASAN**

## Implementasi Awal

Langkah pertama adalah mengubah citra ke dalam format grayscale. Tujuannya supaya citra dapat diolah dengan lebih mudah.



Langkah kedua adalah dengan menerapkan Gaussian Blur terhadap citra.



Ukuran kernel yang dipilih adalah 5x5 dengan sigma 1.0 sebagai kernel multifungsi.

Langkah ketiga adalah citra keluaran Gaussian Blur dimasukkan ke dalam Laplacian Filter.



Bandingkan dengan citra keluaran yang dihasilkan tanpa *denoising.*

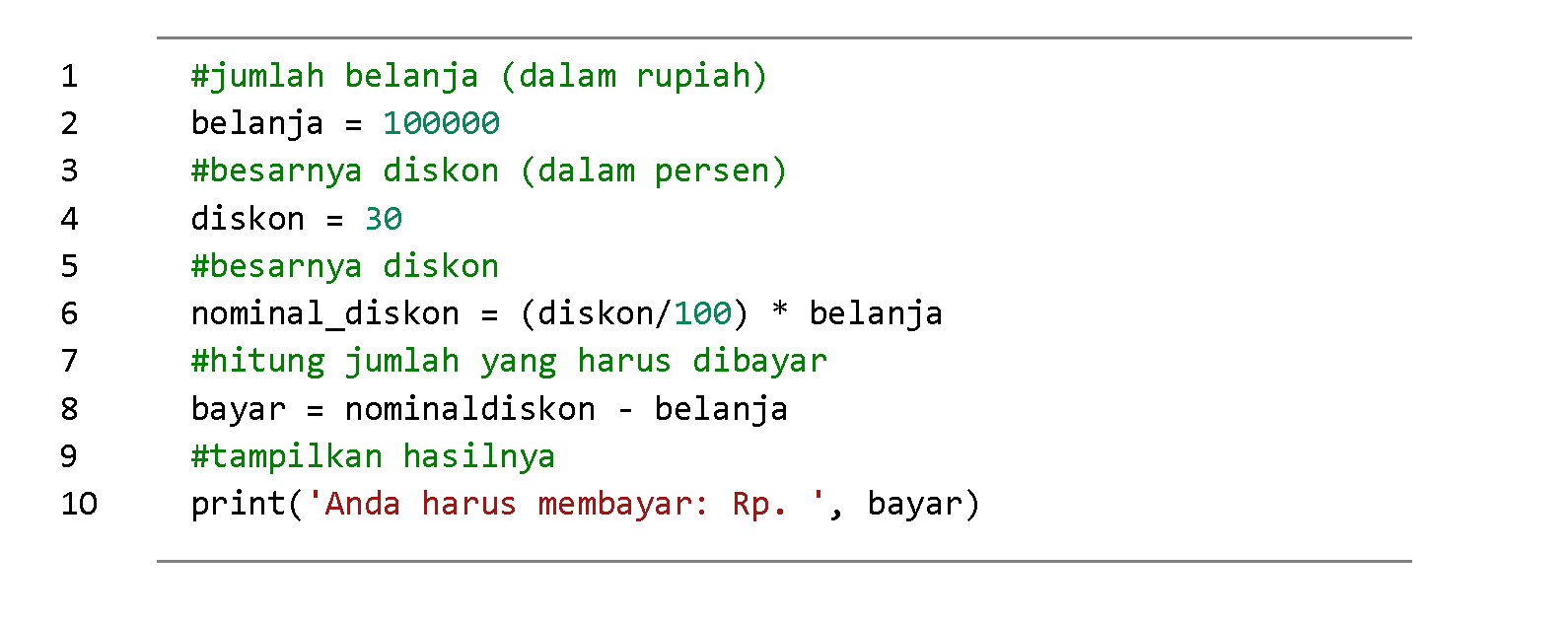


Citra keluaran Laplacian Filter kemudian dihitung nilai variansinya. Dikarenakan nilai variansi sangat dipengaruhi oleh nilai piksel, untuk mendapatkan hasil yang objektif, maka daripada dihitung nilai variansinya, dihitunglah nilai koefisien variansinya (KV). Nilai tersebut kemudian dibandingkan dengan ambang batas yang sudah ditentukan sebelumnya. Jika KV lebih rendah daripada ambang batas, maka citra buram, dan begitu pula sebaliknya. Ambang batas ditentukan dengan cara menganalisa nilai KV dari beberapa data yang sudah dikumpulkan, didapatkan ambang batas optimal adalah 1.25.

## Implementasi Sistem

Tuliskan implementasi sistem.

Contoh pseudo code program dalam Python:



Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Donec sit amet lobortis augue. Curabitur nunc ligula, sodales sed metus tincidunt, tincidunt ultrices lacus. Morbi malesuada libero nulla, vitae placerat justo auctor et. Fusce imperdiet orci et nunc venenatis, ac sagittis libero tincidunt. Maecenas ultricies orci vel neque vehicula finibus. Curabitur sit amet scelerisque dolor. Maecenas elit nunc, malesuada at magna non, pharetra accumsan nibh. Nullam maximus feugiat ultricies.

## Pengujian dan Analisis

Tuliskan pengujian dan analisis.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Donec sit amet lobortis augue. Curabitur nunc ligula, sodales sed metus tincidunt, tincidunt ultrices lacus. Morbi malesuada libero nulla, vitae placerat justo auctor et. Fusce imperdiet orci et nunc venenatis, ac sagittis libero tincidunt. Maecenas ultricies orci vel neque vehicula finibus. Curabitur sit amet scelerisque dolor. Maecenas elit nunc, malesuada at magna non, pharetra accumsan nibh. Nullam maximus feugiat ultricies.

## Pembahasan

Tuliskan pembahasan lengkap.

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Donec sit amet lobortis augue. Curabitur nunc ligula, sodales sed metus tincidunt, tincidunt ultrices lacus. Morbi malesuada libero nulla, vitae placerat justo auctor et. Fusce imperdiet orci et nunc venenatis, ac sagittis libero tincidunt. Maecenas ultricies orci vel neque vehicula finibus. Curabitur sit amet scelerisque dolor. Maecenas elit nunc, malesuada at magna non, pharetra accumsan nibh. Nullam maximus feugiat ultricies.

# BAB V

**KESIMPULAN DAN SARAN**

## Kesimpulan

## Saran

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Donec sit amet lobortis augue. Curabitur nunc ligula, sodales sed metus tincidunt, tincidunt ultrices lacus. Morbi malesuada libero nulla, vitae placerat justo auctor et. Fusce imperdiet orci et nunc venenatis, ac sagittis libero tincidunt. Maecenas ultricies orci vel neque vehicula finibus. Curabitur sit amet scelerisque dolor. Maecenas elit nunc, malesuada at magna non, pharetra accumsan nibh. Nullam maximus feugiat ultricies. Saran dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Saran 1
2. Saran 2

# DAFTAR PUSTAKA

Andry, J. F. (2016). Sistem Informasi Monitoring Proyek Furnitre di PT. XYZ. *STUDIA INFORMATIKA: JURNAL SISTEM INFORMASI*, *9*(2), 213. https://doi.org/10.15408/SIJSI.V9I2.7650

Chrismanto, A. R., Delima, R., Santoso, H. B., Wibowo, A., & Kristiawan, R. A. (2019). Developing Agriculture Land Mapping using Rapid Application Development (RAD): A Case Study from Indonesia. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, *10*(10), 232–241. https://doi.org/10.14569/IJACSA.2019.0101033

Daud, N. M. N., Bakar, N. A. A. A., & Rusli, H. M. (2010). Implementing Rapid Application Development (RAD) Methodology in Developing Practical Training Application System. *Proceedings 2010 International Symposium on Information Technology - System Development and Application and Knowledge Society, ITSim’10*, *3*, 1664–1667. https://doi.org/10.1109/ITSIM.2010.5561634

Delima, R., Santosa, H. B., & Purwadi, J. (2017). Development of Dutatani Website Using Rapid Application Development. *IJITEE (International Journal of Information Technology and Electrical Engineering)*, *1*(2), 36–44. https://doi.org/10.22146/IJITEE.28362

Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019a). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *Proceedings of the 2019 Conference of the North*, 4171–4186. https://doi.org/10.18653/V1/N19-1423

Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019b). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *NAACL HLT 2019 - 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies - Proceedings of the Conference*, *1*, 4171–4186. https://doi.org/10.18653/V1/N19-1423

Filiana, A., Galuh, A. P., Anggia, M. N. R., Virgina, G., & Susanto, B. (2020). Perancangan Data Warehouse Perguruan Tinggi untuk Kinerja Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, *6*(2), 2443–2229. https://doi.org/10.28932/JUTISI.V6I2.2557

Kurniawan, M. A., Fitri, I., & Hidayatullah, D. (2021). Sistem Informasi Bimbingan Skripsi Menggunakan Metode Rapid Application Development Berbasis User Centered Design. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, *5*(3), 838–847. https://doi.org/10.30865/MIB.V5I3.3068

Naz, R., & Khan, M. N. A. (2015). Rapid Applications Development Techniques: A Critical Review. *International Journal of Software Engineering and Its Applications*, *9*(11), 163–176. https://doi.org/10.14257/ijseia.2015.9.11.15

Saputra, L. K. P., Raharjo, W. S., & Restyandito, R. (2022). Pengembangan Sistem Pemantauan Aktivitas Pengawasan Satpam dengan Proses Validasi Dinamis QR-Code pada Aplikasi Patrolee. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, *6*(1), 258–270. https://doi.org/10.30865/MIB.V6I1.3368

Stephens, R. (2015). *Beginning Software Engineering*. John Wiley & Sons, Inc.

# LAMPIRAN A

**KODE SUMBER PROGRAM**

Masukkan kode sumber program di sini.

**import** numpy **as** np

**def** incmatrix**(**genl1**,**genl2**):**

m **=** **len(**genl1**)**

n **=** **len(**genl2**)**

M **=** **None** #to become the incidence matrix

VT **=** np**.**zeros**((**n**\***m**,**1**),** **int)** #dummy variable

#compute the bitwise xor matrix

M1 **=** bitxormatrix**(**genl1**)**

M2 **=** np**.**triu**(**bitxormatrix**(**genl2**),**1**)**

**for** i **in** **range(**m**-**1**):**

**for** j **in** **range(**i**+**1**,** m**):**

**[**r**,**c**]** **=** np**.**where**(**M2 **==** M1**[**i**,**j**])**

**for** k **in** **range(len(**r**)):**

VT**[(**i**)\***n **+** r**[**k**]]** **=** 1**;**

VT**[(**i**)\***n **+** c**[**k**]]** **=** 1**;**

VT**[(**j**)\***n **+** r**[**k**]]** **=** 1**;**

VT**[(**j**)\***n **+** c**[**k**]]** **=** 1**;**

**if** M **is** **None:**

M **=** np**.**copy**(**VT**)**

**else:**

M **=** np**.**concatenate**((**M**,** VT**),** 1**)**

VT **=** np**.**zeros**((**n**\***m**,**1**),** **int)**

**return** M

# LAMPIRAN B

**KARTU KONSULTASI DOSEN 1**

Masukkan scan kartu konsultasi dosen 1 di sini.

# LAMPIRAN C

**KARTU KONSULTASI DOSEN 2**

Masukkan scan kartu konsultasi dosen 2 di sini.

# LAMPIRAN D

**LAMPIRAN LAIN-LAIN**

Masukkan lampiran lain-lain di sini.