

SKRIPSI

**PENINGKATAN AKURASI PENGAWASAN PEGAWAI
DENGAN SISTEM
REALTIME
*VIDEO PROCESSING***

Disusun dan diajukan oleh:

**ANDI GIGATERA HALIL MAKKASAU
D121191054**



**PROGRAM STUDI SARJANA TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS HASANUDDIN
GOWA
2024**





ABSTRAK

ANDI GIGATERA HALIL MAKKASAU. *Optimasi Pengawasan Pegawai dengan Sistem Realtime Video Processing* (dibimbing oleh Indrabayu dan Elly Warni)

Sistem absensi adalah suatu upaya untuk mengawasi dan membuktikan kehadiran dari pegawai. Sistem absensi konvensional seperti tanda tangan, kartu pengenalan dan sidik jari hanya mencatat waktu kedatangan dan kepulangan pegawai, tanpa memberikan informasi tentang keberadaan pegawai selama jam kerja.

Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi sistem pengenalan wajah dengan menerapkan metode *preprocessing*. Metode yang digunakan termasuk *cropping* wajah, *resize* wajah, dan *flipping horizontal*. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem pengenalan wajah yang lebih robust dan akurat, yang dapat diandalkan dalam berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pandang.

Metode yang digunakan melibatkan serangkaian langkah *preprocessing* pada dataset wajah yang digunakan untuk *training* dan *testing* model. Dataset yang digunakan mencakup citra wajah dari beberapa subjek yang diambil dalam kondisi yang berbeda-beda. Metode *cropping* diterapkan untuk fokus pada area wajah, *resize* untuk menyamakan ukuran input, dan *flipping horizontal* untuk meningkatkan variasi data. Model *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk klasifikasi setelah fitur-fitur wajah diekstraksi menggunakan Histogram of Oriented Gradients (HOG).

Hasil penelitian menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan dibandingkan dengan penelitian sebelumnya. Pada skenario pengujian dengan dua pegawai dan satu orang tidak dikenal, akurasi keseluruhan meningkat dari 36% menjadi 76%. Sedangkan pada skenario dengan tiga pegawai, akurasi keseluruhan meningkat dari 82% menjadi 100%. Peningkatan ini menunjukkan bahwa metode *preprocessing* yang diterapkan dapat meningkatkan robustitas dan akurasi sistem pengenalan wajah. Hasil ini mengindikasikan bahwa sistem yang dikembangkan dapat diandalkan untuk aplikasi di dunia nyata dengan berbagai kondisi.

Kata Kunci: *Pengenalan Wajah, Histogram Oriented Gradients, Support Vector Machine.*



ABSTRACT

ANDI GIGATERA HALIL MAKKASAU. *Optimization of Employee Supervision with Realtime Video Processing System* (supervised by Indrabayu and Elly Warni)

Attendance systems are an effort to monitor and verify the presence of employees. Conventional attendance systems such as signatures, identification cards, and fingerprints only record the arrival and departure times of employees without providing information about their presence during working hours.

This research aims to improve the accuracy of face recognition systems by applying preprocessing methods. The methods used include face cropping, face resizing, and horizontal flipping. The primary goal of this research is to develop a more robust and accurate face recognition system that can be relied upon under various lighting conditions and viewing angles.

The methods used involve a series of preprocessing steps on the face dataset used for training and testing the model. The dataset includes face images from several subjects taken under different conditions. Cropping is applied to focus on the face area, resizing to standardize the input size, and horizontal flipping to increase data variation. A Support Vector Machine (SVM) model is used for classification after extracting facial features using the Histogram of Oriented Gradients (HOG).

The research results show a significant increase in accuracy compared to previous studies. In the testing scenario with two employees and one unknown person, the overall accuracy increased from 36% to 76%. Meanwhile, in the scenario with three employees, the overall accuracy increased from 82% to 100%. This improvement indicates that the applied preprocessing methods can enhance the robustness and accuracy of the face recognition system. These results suggest that the developed system can be relied upon for real-world applications under various conditions.

Keywords: *Facial Recognition, Histogram Oriented Gradients, Support Vector Machine.*



DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI.....	Error! Bookmark not defined.
PERNYATAAN KEASLIAN.....	Error! Bookmark not defined.
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	v
DAFTAR ISI	vi
DAFTAR GAMBAR	viii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR SINGKATAN DAN ARTI SIMBOL	x
DAFTAR LAMPIRAN	xi
KATA PENGANTAR	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Manfaat Penelitian	3
1.5 Ruang Lingkup.....	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	4
2.1 Visi Komputer.....	4
2.2 Pendeteksian Wajah	4
2.3 <i>Support Vector Machine</i>	5
2.3.1 <i>Hard-Margin SVM / Linear SVM</i>	6
2.3.2 <i>Soft – Margin SVM</i>	7
2.3.3 <i>Kernel SVM</i>	8
2.4 <i>Confussion Matrix</i>	9
2.5 <i>Preprocessing</i>	11
2.6 Python	14
2.7 OpenCV.....	15
2.8 Jenis-jenis <i>Noise</i> (Derau)	15
BAB III METODE PENELITIAN/PERANCANGAN	19
3.1 Tahapan Penelitian.....	19
3.2 Waktu dan Lokasi Penelitian	20
3.3 Instrumen Penelitian.....	20
3.4 Teknik Pengambilan Data	20
3.5 Perancangan Implementasi Sistem.....	22
3.5.1 Tahap <i>Training</i>	23
3.5.2 Tahap <i>Testing</i>	29
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	32
4.1 Hasil Penelitian	32
4.1.1 Hasil Operasi Data Citra	32
Preprocessing.....	33
Resizing.....	34
Cropping.....	34
Thresholding.....	37
Face Detection.....	40



4.4 Hasil klasifikasi wajah	41
4.5 Perbandingan Hasil Akurasi.....	41
4.6.1 Tabel Perbandingan Hasil Akurasi.....	43
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....	45
5.1 Kesimpulan	45
5.2 Saran.....	45
DAFTAR PUSTAKA	46



DAFTAR GAMBAR

Gambar 1 <i>Hyperplane</i> terbaik yang memisahkan antar dua kelas positif dan negatif.....	6
Gambar 2 Beberapa misklasifikasi pada soft margin SVM.....	8
Gambar 3 Multi class confusion matrix.....	10
Gambar 4 Diagram tahapan penelitian.....	19
Gambar 5 Lokasi penelitian	20
Gambar 6 Ilustrasi pengambilan data.....	21
Gambar 7 <i>Flowchart</i> perancangan sistem.....	22
Gambar 8 Folder berisikan dataset wajah yang diberikan nama sesuai mahasiswa terkait	23
Gambar 9 Proses cropping wajah.....	24
Gambar 10 Contoh citra yang telah di <i>resizing</i>	25
Gambar 11 Flowchart dari proses grayscale	26
Gambar 12 Contoh konversi frame RGB ke <i>grayscale</i>	26
Gambar 13 Proses flipping.....	27
Gambar 16 Tahapan alur proses SVM.....	28
Gambar 17 <i>Output display</i> sistem.....	30
Gambar 18 Proses deteksi wajah pada frame.....	32
Gambar 19 Proses Cropping Wajah.....	33
Gambar 20 Proses Resizing 300x300 ke 100x100 piksel	33
Gambar 21 Proses graysaclling pada wajah yang terdeteksi	34
Gambar 22 Proses Flipping pada gambar yang telah di Grayscale	37
Gambar 25 Image Division for HOG computation.....	40
Gambar 26 Visualisasi HOG Deskriptor.....	40



DAFTAR TABEL

Tabel 1 Jenis fungsi kernel.....	9
Tabel 2 Tabel hasil akurasi skenario Flipping Horizontal untuk 2 Pegawai dan 1 OT.....	35
Tabel 3 Tabel hasil akurasi skenario flipping horizontal untuk 3 Pegawai	35
Tabel 4 Tabel hasil akurasi skenario flipping vertical untuk 2 Pegawai dan 1 OT.....	36
Tabel 5 Tabel hasil akurasi skenario flipping vertical untuk 3 Pegawai.....	36
Tabel 6 Tabel hasil akurasi skenario rotasi 15 derajat untuk 2 Pegawai dan 1 OT.....	38
Tabel 7 Tabel hasil akurasi skenario rotasi 15 derajat untuk 3 Pegawai	38
Tabel 8 Tabel hasil akurasi skenario rotasi 30 derajat untuk 2 pegawai dan 1 OT.....	39
Tabel 9 Tabel hasil akurasi skenario rotasi 30 derajat untuk 3 pegawai.....	39
Tabel 12 Tabel akurasi pengenalan wajah 3 pegawai penelitian sebelumnya	42
Tabel 13 Tabel akurasi pengenalan wajah 2 pegawai dan satu orang tidak dikenali	42
Tabel 16 Tabel perbandingan akurasi untuk tiga pegawai.....	43
Tabel 17 Tabel perbandingan akurasi dua orang pegawai dan satu orang tidak dikenali	44



DAFTAR SINGKATAN DAN ARTI SIMBOL

Lambang/Singkatan	Arti dan Keterangan
f	Fungsi <i>hyperplane</i>
w	Parameter <i>hyperplane</i> (garis tegak lurus antara garis <i>hyperplane</i> dan titik <i>support vector</i>)
x	Data input SVM
b	Parameter <i>hyperplane</i> nilai bias
PA	Pegawai A
PB	Pegawai B
PC	Pegawai C
OT	Orang tidak dikenali
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
RGB	<i>Red, Green, Blue</i>
RBF	<i>Radial Basis Function</i>
ROI	<i>Region Of Interest</i>
TP	<i>True Positive</i>
FP	<i>False Positive</i>
FN	<i>False Negative</i>
TN	<i>True Negative</i>



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Dataset Video	48
Lampiran 2 Source Code.....	49



KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarokatuh

Segala puji dan syukur atas kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan karuniaya sehingga tugas akhir dengan judul “Peningkatan Akurasi Pengawasan Pegawai dengan Sistem Realtime Video Processing” dapat diselesaikan sebagai salah satu syarat dalam menyelesaikan jenjang Strata-1 pada Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin.

Penulis menyadari bahwa tanpa bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak, mulai dari masa perkuliahan sampai hingga penyusunan tugas akhir akan sangat sulit untuk dijalani. Oleh karena itu dengan segala kerendahan hati, penulis menyampaikan terima kasih sedalam-dalamnya kepada:

1. Allah SWT, besar rasa syukur penulis karena atas berkat dan Rahmat-Nya sehingga penulis dapat memiliki kehidupan yang baik, sehat dan memiliki lingkungan yang *supportif* hingga menyelesaikan tugas akhir ini.
2. Keluarga penulis, Mamaku tercinta yang senantiasa memberikan doa, kasih sayang, semangat, dan dukungan tanpa batas. Papaku tercinta di Surga, namun ajarannya, semangat, prinsip hidup selalu jadi pendorong penulis disaat sedang merasa terpuruk, adek-adekku tercinta Andi Ghaniyatera Febriana Harfa Makkasau dan Andi Ghaziyatera Hadinda Harfa Makkasau yang menjadi alasan penulis untuk bisa tetap bertahan dan berjuang walaupun dengan banyaknya kekurangan penulis sebagai kakak untuk adek-adekku tapi penulis sangat bersyukur dan sayang kepada adek-adekku tercinta, Puang Nenek dan Puang Tatoku yang saya sangat sayangi dan cintai, karena dukungan, nasihat beliau maka penulis dapat tetap bisa menyegerakan penyelesaian tugas akhir ini.
3. Bapak Prof. Dr. Ir. Indrabayu, S.T., M.T., M.Bus.Sys., IPM, ASEAN. Eng. Selaku pembimbing 1 dan sekaligus *role mode* penulis, karena dari beliau ak perkataan, nasihat dan pola pikir yang membuat penulis bisa dan mau berkembang dan menjadi manusia yang lebih baik. Ibu Elly Warni, S.T., selaku pembimbing II yang perhatian dan peduli dengan penulis,



meluangkan waktu, tenaganya untuk memberikan nasihat, saran yang luar biasa dalam memberikan arahan kepada penulis agar dapat menyelesaikan tugas akhir ini.

4. Segenap staff, dosen dan **civitas Departemen Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Hasanuddin** yang telah membantu kelancaran hingga tugas akhir penulis dapat diselesaikan.
5. Ghinaa Maharani Makmur yang selalu setia mendengarkan keluhan, memberikan motivasi, dukungan dan semangat dalam tahap penyelesaian tugas akhir.
6. Nurdita Fahira, Arfandy Adimurfiq, Muhammad Arfandi Asra, Sitti Rahma yang telah rela penulis repotkan untuk menjadi subjek di penelitian yang penulis lakukan.
7. Kak Yusuf, Kak Justam, Kak Herlina, seluruh teman dan kakak-kakak **AIMP Research Group FT-UH** yang telah memberikan banyak bantuan selama penelitian, diskusi serta penyelesaian tugas akhir ini.
8. Teman seperjuangan penulis terutama Arif Putera Wijaya, Dea Wahsa Saputri, Muhammad Rezaldi Yanata Putra , Sabda Ansari Bake, Wira Drana Wasistha, Muhammad Ijlal Nurhadi dan saudara-saudariku **S19NIFIER** yang telah bersama melewati kenangan suka dan duka yang luar biasa selama berkuliah di Teknik Informatika Universitas Hasanuddin semoga kita semua dipertemukan kembali dengan versi terbaik diri kita dalam keadaan sehat, bahagia dan makmur.
9. Teman, adik dan kakak-kakak dari **UKM STARTUP UNHAS** yang telah memberikan pengalaman dan ilmu yang tidak bisa penulis dapatkan di bangku perkuliahan. Terkhususnya Kak Faizal, Kak Jafar, Kak Ilmi, teman-teman dan adek-adekku selama 1 periode kepengurusan.
10. Teman, adik dan kakak-kakak dari **IEEE SB UNHAS** yang telah memberikan pengalaman yang tidak terlupakan selama menjadi anggota dan ketua, hususnya Kak Tiara yang telah membimbing penulis selama periode ngurusan.



11. Teman-teman penulis dari **KKNT Gelombang.108 Posko 5 Desa Ampekale Universitas Hasanuddin** yang selalu mendorong dan memberikan semangat untuk menyelesaikan tugas akhir ini, yaitu Muh. Rauf, Andi Asriana Tenriawaru, Muhammad Agung Nugraha, Andi Ammar Jultiar Alam, Ananda Alifyah Nur Fahira, Ahmad Munawar, Muh. Reza Malik Al Qadrih, Nabila Cindy Soraya, Zean Amadeus Marcelino William Musu Jr, Muhammad Al Iqbal, Aulia Meidina Pawindru, Nurul Fitri Rahmadani Sb., Brama Putra Kumbara, Anisa Salsabilah, Akmal Purbaya, Muhamad Risqan Khalis, Andi Sungkuruwira Batara Unru dan salah satu teman kami yang insyaAllah di terima di sisi Allah SWT yaitu Aso Ahmad Amin Rais.
12. Sahabat seperjuangan penulis, Ahmad Fathanah M.Adil yang telah bersama sejak semester satu memberikan saran, pengalaman dan nasihat kepada penulis.
13. Rayyan yang telah membantu penulis meminjamkan laptopnya disaat penulis mengalami masalah pada laptop yang digunakan untuk penulisan skripsi ini.
14. Dan kepada semua pihak lain yang dengan sadar atau tidak sadar telah membantu penulis, yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu, terima kasih atas kontribusi mereka dalam menyelesaikan tugas akhir ini.

Gowa, 20 Juni 2024

Penulis,
Andi Gigatera Halil Makkasau



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Sistem absensi konvensional adalah proses pencatatan kehadiran yang menggunakan sistem manual seperti absensi melalui kertas atau dengan kartu absensi. Sistem absensi konvensional hanya dapat mengetahui kedatangan dan kepulangan pegawai, sehingga tidak dapat memberikan informasi yang cukup mengenai keberadaan pegawai selama bekerja (Jain, 2020). Selain itu, absensi dengan menggunakan kartu anggota juga tidak dapat menjamin bahwa pengguna dapat melakukan absensi secara *realtime*. Hal ini dikarenakan kartu anggota dapat dipinjamkan atau digunakan oleh orang lain sehingga tidak dapat diandalkan sebagai alat absensi yang efektif.

Beberapa sistem absensi seperti RFID, *finger scanner* membutuhkan mesin/*scanner* untuk bekerja, setiap siswa atau pegawai harus memindai setiap hari pada saat masuk/keluar kelas. Tujuan utama dari sistem ini adalah untuk mencatat absensi siswa (Patil, 2020). Selain itu, absensi manual menggunakan kertas juga memiliki masalah yang sama dengan sistem absensi konvensional. Absensi manual menggunakan kertas membutuhkan waktu yang sangat lama dan tidak efisien. Hal ini dikarenakan proses absensi manual menggunakan kertas harus dilakukan secara manual dan harus diolah secara manual pula sehingga membutuhkan waktu yang sangat lama. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem absensi yang dapat mengatasi masalah yang ada pada sistem absensi konvensional dan absensi manual menggunakan kertas.

Absensi menggunakan visi komputer adalah solusi dari permasalahan yang ada pada sistem absensi konvensional tersebut, dengan menggunakan visi komputer absensi akan dilakukan secara otomatis selama pegawai bekerja. Selain itu, sistem absensi ini juga lebih aman dan dapat diandalkan karena tidak dapat dipinjamkan atau digunakan oleh orang lain.



nggunakan visi komputer untuk absensi juga memberikan keuntungan l efisiensi waktu dan proses, proses absensi akan menjadi lebih cepat dan ikarenakan tidak perlunya dilakukan secara manual dan data akan

diperoleh secara otomatis (Sutabri et al., 2019). Hal ini membuat proses absensi menjadi efisien dan efektif.

Sebelumnya telah dilakukan penelitian oleh Asri Oktianawati menggunakan metode *local binary pattern* untuk mendeteksi wajah, *histogram oriented gradients* untuk ekstraksi fitur wajah, dan *Support Vector Machine* digunakan untuk pengklasifikasian wajah pegawai. Asri Oktianawati juga menerapkan dua skenario yang berbeda yang dimana hasil pada skenario I tanpa menggunakan kernel dengan jumlah data yang digunakan sebanyak 30 citra latih, menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 100% dan terendah sebesar 74% dan skenario II dengan menggunakan fungsi kernel, melakukan cropping citra dengan mengambil seluruh wajah dan menggunakan jumlah data sebanyak 60 citra latih, menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 100% dan terendah 93% yang dimana hasil analisis menghasilkan akurasi pada pengenalan wajah 1 pegawai sebesar 100%, 2 pegawai sebesar 97% dan 3 pegawai sebesar 93% secara keseluruhan (Oktianawati, 2022). Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa semakin banyak pegawai yang akan dideteksi maka akurasi yang tampil semakin menurun.

Oleh karena itu, penulis akan melakukan penelitian dengan judul “Peningkatan Akurasi Pengawasan Pegawai dengan Sistem *Realtime Video Processing*” untuk meningkatkan akurasi dari penelitian sebelumnya menggunakan dataset yang sama pada penelitian yang dilakukan Oktianawati. Metode *Histogram of Oriented Gradient* (HOG) akan digunakan untuk ekstraksi fitur wajah, sementara *Haar Cascade Classifier* akan digunakan untuk deteksi wajah. Selanjutnya, *Support Vector Machine* (SVM) akan diaplikasikan untuk pengklasifikasian wajah pegawai, dengan penambahan teknik augmentasi gambar seperti *flipping* dan penambahan *noise* untuk meningkatkan *robustness model*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka rumusan masalah pada penelitian ini adalah:



Bagaimana meningkatkan akurasi pendeteksian dan pengenalan wajah pada wajah?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah tersebut, maka tujuan dalam penelitian ini adalah:

- a. Membuat sistem yang dapat melakukan monitoring pegawai dengan *video processing*.
- b. Meningkatkan akurasi pendeteksian dan pengenalan wajah pada pegawai.

1.4 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah :

- a. Dapat membantu untuk mengawasi dan mendapatkan laporan kinerja pegawai yang lebih akurat.
- b. Sistem absensi yang dihasilkan dapat memberikan informasi yang lebih detail mengenai keberadaan pegawai selama bekerja, sehingga dapat digunakan sebagai dasar evaluasi kinerja pegawai dan membantu dalam pengambilan keputusan dalam pengelolaan sumber daya manusia.
- c. Penelitian ini dapat menambah referensi bagi penelitian selanjutnya dan membantu dalam perkembangan teknologi yang digunakan dalam sistem absensi.

1.5 Ruang Lingkup

Ruang lingkup dalam penelitian ini adalah:

- a. Data yang diolah berupa video dengan format .mp4.
- b. Fitur yang digunakan untuk mendeteksi wajah adalah fitur global (seluruh bagian wajah).
- c. Jarak antar objek dan kamera adalah 4 m.
- d. Objek penelitian yang digunakan sebanyak tiga orang.



BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Visi Komputer

Visi Komputer, juga dikenal sebagai *machine vision*, adalah bidang kecerdasan buatan yang berfokus pada cara mesin menginterpretasi objek dari kumpulan citra yang dihasilkan oleh komputer. Menyatakan bahwa tujuan dari visi komputer adalah untuk menghasilkan keputusan yang informatif berdasarkan citra objek fisik dan kondisi nyata. Disiplin ini mengintegrasikan pengolahan citra dengan pengenalan pola (Linda Shapiro, 2000).

Dalam implementasinya, visi komputer memanfaatkan algoritma dan teknologi sensor untuk menstimulasikan persepsi visual manusia, yang secara otomatis mengekstrak informasi dari objek yang diamati. Pengenalan pola, sebuah sub-bidang dari visi komputer, berpusat pada identifikasi objek melalui proses transformasi citra untuk meningkatkan kualitas visual. Visi komputer juga merupakan bidang yang mendalami metode, teknik dan teknologi untuk memperoleh, memproses dan memahami sebuah citra (Fernández, J.M.R., 2014).

Proses akuisisi citra dalam visi komputer meliputi serangkaian langkah seperti preprocessing, ekstraksi fitur, deteksi atau segmentasi, pemrosesan lanjutan, dan pengambilan keputusan. Visi komputer telah berkembang untuk mampu menangkap dan memproses data mentah, mengekstrak pola gambar, serta menginterpretasi informasi. Dalam penciptaan informasi, visi komputer menggabungkan teknik dan prinsip dari pemrosesan gambar digital, pengenalan pola, kecerdasan buatan, dan grafik komputer. Metode yang digunakan dalam visi komputer disesuaikan dengan aplikasi dan karakteristik data yang dianalisis, menggabungkan deskripsi citra digital dan ekstraksi fitur.

2.2 Pendeteksian Wajah

Face detection atau pendeteksian wajah dalam pengolahan citra adalah suatu tuk mendeteksi wajah manusia dengan cara menentukan letak dan ukuran dalam citra digital. Teknologi ini dapat mendeteksi wajah melalui ciri atau ah dan tidak memedulikan hal-hal lainnya, seperti bangunan, pohon dan



badan manusia itu sendiri. Bidang-bidang penelitian yang juga berkaitan dengan pemrosesan wajah (*face processing*) adalah autentikasi wajah (*face authentication*), lokalisasi wajah (*face localization*), penjejak wajah (*face tracking*), dan pengenalan ekspresi wajah (*facial expression recognition*) (Zhao et al., 2004).

Deteksi wajah merupakan salah satu tahap awal (*preprocessing*) yang sangat penting sebelum dilakukan proses pengenalan wajah (*face recognition*). Deteksi wajah dapat juga diartikan dengan deteksi benda yang spesifik. Dalam kasus ini benda yang dideteksi secara spesifik atau berupa wajah manusia yang sering disebut dengan istilah fitur, yaitu bagian wajah manusia yang memiliki ciri khusus, seperti mata, hidung, mulut, pipi, dahi dan dagu (Ali, 2016). Adapun faktor yang dapat mempengaruhi deteksi wajah, antara lain:

- a. Pose, yaitu bagian wajah yang terlihat pada citra bisa bervariasi (bagian depan terlihat jelas, bagian wajah ada yang tidak terlihat).
- b. Komponen, yaitu struktural fitur pada wajah seperti kumis, jenggot, kacamata dan beberapa komponen yang bisa membuat wajah berbeda dari satu dengan yang lain. Seperti bentuk wajah, warna kulit, dan ukuran.
- c. Ekspresi wajah, yaitu ekspresi wajah yang ada pada citra.
- d. Orientasi citra, yaitu pengambilan gambar pada objek citra.

Kondisi citra seperti kondisi pencahayaan (*spektrum*), dan karakteristik kamera (sensor, *response*, lensa) berpengaruh terhadap tampilan wajah.

2.3 Support Vector Machine

Pemodelan data empiris dapat menimbulkan beberapa permasalahan ketika data yang diperoleh berdimensi tinggi dan tidak seragam yang bisa mengakibatkan dalam generalisasi dan menghasilkan model yang bisa overfit data (Gunn, 1998). *Support Vector Machine* (SVM) dikembangkan untuk memecahkan masalah klasifikasi karena SVM memiliki kemampuan yang lebih baik dalam menggeneralisasi data bila dibandingkan dengan teknik yang sudah ada sebelumnya (Vapnik, 2007).

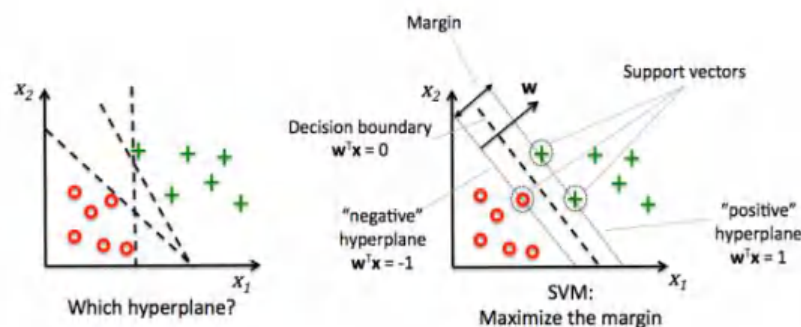


SM merupakan sistem pembelajaran menggunakan ruang berupa fungsi-linear dalam sebuah ruang fitur yang berdimensi tinggi yang dilatihkan algoritma pembelajaran berdasarkan pada teori optimasi dengan

mengimplementasikan *learning bias* (Santosa, B, 2007). Pendekatan dengan menggunakan SVM ini banyak manfaat lain seperti misalnya model yang dibangun memiliki ketergantungan eksplisit pada *subset* dari *datapoints*, serta *support vector* yang membantu dalam interpretasi model. Prinsip utama penggunaan SVM adalah mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi *line* pada *two dimension* dan dapat berupa *flat plane* pada *multiple plane*. SVM merupakan salah satu *machine learning* yang melakukan training dengan menggunakan *training dataset* dan melakukan generalisasi dan membuat prediksi dari data baru.

2.3.1 Hard-Margin SVM / Linear SVM

Teknik SVM adalah *classifier* yang mencari *hyperplane* pada data yang memiliki dua kelas yang sudah terpisah secara *linear*, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1. Dalam gambar tersebut, kelas positif dan kelas negatif terpisah sepenuhnya, dimana lingkaran abu-abu berada dekat dengan garis x_2 , sedangkan lingkaran hitam berlokasi dekat dengan garis x_1 . (Awad & Khanna, 2015).



Gambar 1 *Hyperplane* terbaik yang memisahkan antar dua kelas positif dan negatif

Sumber: Buku *Efficient Learning Machine* (2015)

Berdasarkan Gambar 1 terlihat beberapa bola yang merupakan anggota dari dua buah kelas yaitu positif (+1) dan negatif (-1). *Hyperplane* terbaik dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* dan mencari titik maksimalnya. *Margin* merupakan jarak antara *hyperplane* dengan data terdekat dari masing-masing kelas. *Subset training dataset* yang paling dekat dinamakan sebagai *support*. Pada Gambar 1 sebelah kanan menunjukkan *hyperplane* terbaik, yaitu pada garis putus-putus yang berada tepat ditengah-tengah *hyperplane*



positif dan *hyperplane* negatif. Sedangkan tanda positif dan bulat yang berada dalam lingkaran hitam merupakan *support* (Faiyah, R, 2010).

Pencarian lokasi *hyperplane* optimal merupakan inti dari metode SVM. Diasumsikan bahwa terdapat data *learning* dengan *data points* x_1 ($i=1,2,\dots,m$) memiliki dua kelas $y_1 = \pm 1$ yaitu kelas positif (+1) dan kelas negatif (-1) sehingga akan diperoleh *decision function* pada Persamaan 3.

$$f(x) = \text{sign}(w \cdot x + b) \quad (3)$$

Dimana,

f = Fungsi *hyperplane*,

w = Param *hyperplane*,

x = Data input SVM,

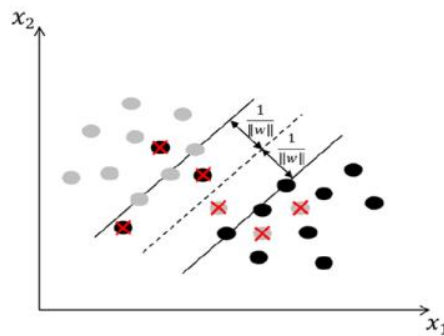
b = merupakan nilai piksel pada sumbu y .

Berdasarkan *decision function* pada Persamaan 3, dapat terlihat bahwa data akan terklasifikasi secara tepat jika $y_i(w \cdot x_i + b) > 0$ A_i karena ketika $(w \cdot x_i + b)$ harus bernilai positif saat $y_i = +1$, dan bernilai negatif ketika $y_i = -1$. *decision function* menjadi invarian ketika akan dilakukan pembuatan skala positif baru dari argumen dalam persamaan fungsi sehingga akan mengakibatkan ambiguitas dalam mendefinisikan konsep jarak atau margin. Maka dari itu didefinisikan skala untuk (w, b) dengan menetapkan $w \cdot x + b = 1$ untuk titik terdekat pada satu sisi dan $w \cdot x + b = -1$ disebut sebagai *hyperplane* kanonik dan wilayah antar *hyperplane* disebut sebagai *margin band* (Cambell, M, 2011).

2.3.2 Soft – Margin SVM

Pada saat data yang digunakan tidak sepenuhnya dapat dipisahkan, *slack variables* x_i diperkenalkan ke dalam fungsi obyektif SVM untuk memungkinkan kesalahan dalam misklasifikasi. Dalam hal ini, SVM bukan lagi *hard margin classifier* yang akan mengklasifikasi semua data dengan sempurna melainkan *soft margin classifier* yang mengklasifikasikan sebagian data dengan benar, sementara memungkinkan model untuk membuat kesalahan beberapa titik di sekitar batas pemisah. Berikut pada Gambar 2 ketika masuk kedalam *soft margin SVM* (Awad & Khanna, 2015).





Gambar 2 Beberapa misklasifikasi pada soft margin SVM

Sumber: Buku *Efficient Learning Machine* , 2015

Berdasarkan pada Gambar 2, terlihat bahwa data pada kedua kelas tidak terpisah secara sempurna dapat dilihat dari beberapa lingkaran abu-abu yang persebarannya berada di sekitar area lingkaran hitam serta sebaliknya terdapat beberapa lingkaran hitam yang persebarannya berada di sekitar lingkaran abu-abu.

2.3.3 Kernel SVM

Ketika terdapat permasalahan data yang tidak terpisah secara *linear* dalam ruang *input*, *soft margin SVM* tidak dapat menemukan *hyperplane* pemisah yang kuat yang meminimalkan misklasifikasi dari *data points* serta menggeneralisasi dengan baik. Untuk itu, *kernel* dapat digunakan untuk mentransformasi data ke ruang berdimensi lebih tinggi yang disebut sebagai ruang *kernel*, dimana akan menjadikan data terpisah secara *linear* (Awad & Khanna, 2015).

Data disimpan dalam bentuk *kernel* yang mengukur kesamaan atau ketidaksamaan objek data. *Kernel* dapat dibangun untuk berbagai objek data mulai dari data kontinu dan data diskrit melalui urutan data dan grafik. Konsep substitusi *kernel* berlaku bagi metode lain dalam analisis data. tetapi SVM merupakan yang paling terkenal dari metode dengan jangkauan kelas luas yang menggunakan *kernel* untuk merepresentasikan data dan dapat disebut sebagai metode berbasis *kernel* (Cambell, M, 2011).

Ada 4 fungsi kernel yang cukup banyak digunakan pada masalah klasifikasi yakni kernel linier, sigmoid, Radial Basis Function (RBF), dan polinomial (Ginanjari, A., 2019).



Tabel 1 Jenis fungsi kernel

Jenis Kernel	Definisi
<i>Linear</i>	$H(x, x') = (x, x')$
<i>Polynomial</i>	$H(x, x') = ((x, x') + c)^d$
<i>RBF</i>	$H(x, x') = \exp(-\ x, x'\ ^2)$

Dimana C pada Tabel 1 merupakan parameter, $Cost$ merupakan parameter γ , c merupakan *coefficient* dan d merupakan pangkat atau derajat *polynomial*. Berdasarkan pada Tabel 1 parameter γ menyatakan *slope* yaitu perubahan nilai *output* sebagai akibat dari perubahan nilai variabel *input*, dan parameter *coefficient* menyatakan *intercept* dari model, sedangkan parameter pangkat atau derajat menyatakan pangkat atau derajat dari fungsi *polynomial* (Feta, N., Ginanjar, A., 2019).

Penggunaan kernel dilakukan pada percobaan untuk menentukan parameter kernel dan menghasilkan keakuratan yang terbaik dalam proses klasifikasi. Kernel *linear* digunakan pada saat data yang diklasifikasikan dapat dengan mudah dipisahkan dengan sebuah garis atau *hyperplane*, sementara untuk kernel *nonlinear* digunakan pada saat data yang digunakan dipisah dengan menggunakan garis lengkung atau sebuah bidang pada ruang yang mempunyai dimensi tinggi.

2.4 Confussion Matrix

Confusion Matrix merupakan tabel pencatat hasil kerja klasifikasi. *Confusion Matrix* berisi informasi tentang klasifikasi yang dapat diprediksi dengan sistem klasifikasi. Kinerja sistem umumnya dievaluasi menggunakan data dalam bentuk matriks (Santra, 2012).

Berdasarkan jumlah keluaran kelasnya, sistem klasifikasi dibagi menjadi 4 jenis, yaitu klasifikasi *binary*, *multi-class*, *multi-label* dan *hierarchical*. Secara umum penentuan baik tidaknya performa suatu model klasifikasi dapat dilihat dari parameter pengukuran performanya, yaitu *recall*, *precision*, *F1-Score*, dan *Akurasi*. Menghitung faktor-faktor tersebut diperlukan sebuah matriks yang biasa dengan *confusion matrix* (Taslinda, 2022).



Terdapat empat kondisi untuk mempresentasikan hasil proses klasifikasi, yaitu :

- True Positive* (TP), keadaan dimana *classifier* memprediksi dengan benar kelas positif sebagai positif.
- True Negative* (TN), keadaan dimana *classifier* memprediksi dengan benar kelas negatif sebagai negatif.
- False Positive* (FP), keadaan dimana *classifier* salah, yaitu memprediksi kelas negatif sebagai positif.
- False Negative* (FN), keadaan dimana *classifier* salah, yaitu memprediksi kelas positif sebagai negatif.

Pada Gambar 3 merupakan contoh ilustrasi *multi-class confusion matrix* ditinjau pada performa sistem dalam mengenali kelas B.

		PREDICTED			
ACTUAL	Classes	A	B	C	D
	A	TN	FP	TN	TN
	B	FN	TP	FN	FN
	C	TN	FP	TN	TN
	D	TN	FP	TN	TN

Gambar 3 Multi class confusion matrix

Dalam *multi-class classification*, kelas-kelas dicantumkan dalam urutan yang sama dalam baris. Kelas-kelas yang diklasifikasikan dengan benar terletak pada diagonal utama dari kiri atas ke kanan bawah dan merupakan titik pertemuan antara prediksi dan aktual (Grandini, M., Bagli, E., & Visani, G, 2020). Metrik kinerja dari sebuah algoritma adalah *recall*, *precision*, *F1-Score* dan Akurasi, yang dihitung berdasarkan nilai dari TP, TN, FP dan FN (Singh et al., 2021).



a. *Recall*

Merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang benar positif dan salah negatif. Data positif yang diklasifikasikan dengan benar dibagi dengan total data positif yang ditunjukkan pada Persamaan 4.

$$Recall = \frac{(TP)}{(TP+FN)} \times 100\% \quad (4)$$

b. *Precision*

Precision merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif. Data positif yang diklasifikasikan dengan benar dibagi dengan total data yang diklasifikasikan sebagai data positif yang ditunjukkan pada Persamaan 5.

$$Precision = \frac{(TP)}{(TP+FP)} \times 100\% \quad (5)$$

c. *F1-Score*

F1-Score adalah nilai yang di dapat untuk menunjukkan performa algoritma yang diterapkan. *F1-Score* menunjukkan keseimbangan antara *recall* dan *precision* yang ditunjukkan pada Persamaan 6.

$$F1 - Score = 2X \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)} \times 100\% \quad (6)$$

d. *Akurasi*

Akurasi adalah rasio prediksi benar (positif) dengan keseluruhan data yang ditunjukkan pada Persamaan 7.

$$Accuracy = \frac{TP}{TotalData} \times 100\% \quad (7)$$

2.5 Preprocessing

Preprocessing merupakan langkah fundamental dalam pengembangan sistem pengenalan wajah, yang bertujuan untuk mempersiapkan data citra agar lebih sesuai untuk proses pengenalan. Dalam tahap ini, berbagai teknik diaplikasikan untuk meningkatkan kualitas citra sehingga informasi yang

menjadi lebih menonjol dan mudah diinterpretasikan oleh algoritma gunakan. *Preprocessing* mencakup serangkaian proses seperti *ling*, augmentasi data, ekstraksi fitur dan pendeteksian wajah.



2.8.1 Grayscale

Grayscale adalah proses mengonversi citra berwarna menjadi skala abu-abu, mengeliminasi informasi warna dan menyederhanakan informasi visual menjadi satu saluran intensitas. Proses ini mengurangi beban komputasi dan memusatkan analisis pada struktur dan tekstur citra. Konversi dari gambar berwarna ke skala abu-abu dilakukan dengan menggunakan Persamaan 8.

$$I_{gray} = 0.299 \times IR + 0.587 \times IG + 0.114 \times IB \quad (8)$$

Dimana,

I_{gray} = Intensitas keabuan,

IR = Intensitas merah,

IG = Intensitas hijau,

IB = Intensitas biru

Dalam OpenCV, konversi ke skala abu-abu dilakukan menggunakan fungsi `cv2.cvtColor()` dengan parameter `cv2.COLOR_BGR2GRAY` yang menentukan konversi dari gambar berwarna BGR (*Blue, Green, Red*) ke grayscale.

2.8.2 Augmentasi Gambar

Augmentasi gambar adalah teknik yang digunakan untuk meningkatkan jumlah dan keragaman data gambar yang digunakan dalam training model pembelajaran mesin. Teknik ini membantu model untuk menjadi lebih *robust* terhadap variasi dalam data dunia nyata. Beberapa teknik augmentasi yang umum digunakan adalah *flipping*, penambahan *noise*, dan rotasi. Berikut adalah penjelasan dari masing-masing teknik tersebut:



a. *Flipping*

Flipping atau pencerminan adalah teknik augmentasi di mana gambar dibalik secara horizontal atau vertikal. Teknik ini digunakan untuk meningkatkan variasi dalam dataset dengan menciptakan salinan gambar yang berbeda namun tetap merepresentasikan objek yang sama. Secara matematis, *flipping* dapat direpresentasikan sebagai transformasi matriks yang dapat dilihat pada Persamaan 9.

$$I'(x, y) = I(w - x - 1, y) \quad (9)$$

Dimana,

I' = Gambar yang telah dibalik

I = Gambar asli,

X, y = Koordinat piksel,

w = Lebar gambar

Dalam OpenCV, *flipping* dilakukan menggunakan fungsi `cv2.flip()`. Fungsi ini menggunakan parameter *flipcode* untuk menentukan jenis *flipping* yang dilakukan. Nilai *flipcode* 1 untuk *flipping* horizontal, 0 untuk *flipping* vertikal, dan -1 untuk *flipping* kedua arah.

Menurut (Shorten, C., Khoshgoftaar, T. M., 2019), *flipping* gambar dapat membantu model belajar untuk mengenali objek dari berbagai perspektif, yang pada gilirannya meningkatkan generalisasi model pada data baru.

b. Rotasi

Rotasi adalah teknik augmentasi di mana gambar diputar dengan sudut tertentu. Teknik ini digunakan untuk mensimulasikan perubahan orientasi objek dalam gambar. Dengan melakukan rotasi, model dapat lebih mudah mengenali objek meskipun dalam orientasi yang berbeda. Rumus matematis untuk rotasi gambar sebesar θ derajat dapat dilihat pada Persamaan 11.



$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (11)$$

Dimana,

(x,y) = Koordinat piksel asli

(x',y') = Koordinat piksel rotasi,

Di mana (x, y) (x,y) adalah koordinat piksel asli dan (x', y') (x',y') adalah koordinat piksel setelah rotasi. Matriks rotasi ini menggeser posisi setiap piksel dalam gambar berdasarkan sudut rotasi yang diberikan. Dalam OpenCV, rotasi gambar dapat dilakukan menggunakan fungsi `cv2.getRotationMatrix2D()` untuk mendapatkan matriks rotasi, dan `cv2.warpAffine()` untuk menerapkan rotasi pada gambar. Penelitian oleh (Simard, 2003) menunjukkan bahwa augmentasi dengan rotasi dapat meningkatkan kinerja model pengenalan pola dengan membuat model lebih robust terhadap variasi orientasi.

2.8.3 Image Resizing

Image Resizing berarti mengubah gambar dari ukuran aslinya. Proses memperbesar dan memperkecil gambar biasanya termasuk dalam resizing. Ini biasanya dilakukan dengan menggunakan algoritma interpolasi seperti spline, bicubic, dan bilinear. Proses memperkecil gambar dengan menggunakan metode serupa atau dengan hanya mengambil sampel piksel pada interval yang tetap pada gambar aslinya (Dong & Pan, 2023).

2.6 Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang mengadopsi paradigma pemrograman berorientasi objek (*Object-Oriented Programming* - OOP) dan menawarkan manajemen memori yang otomatis, mengeliminasi

n manual untuk intervensi *pointer*. Keunikan dari Python terletak pada ilitasnya yang luas, memungkinkan program yang dikembangkan dengan i untuk dijalankan pada berbagai platform, termasuk tetapi tidak terbatas



pada sistem operasi Linux/Unix, Windows, MacOS, serta pada perangkat dengan Android, Java Virtual Machine, Symbian OS, sistem Amiga, Raspberry Pi dan Palm, sebagaimana diakui oleh situs resmi Python.

2.7 OpenCV

OpenCV (*Open Source Computer Vision Library*) merupakan pustaka pemrograman sumber terbuka yang dirancang oleh Intel, khususnya untuk aplikasi visi komputer. OpenCV menyediakan beragam algoritma yang bermanfaat untuk pengembangan aplikasi dalam bidang visi komputer. Koleksi algoritma ini dapat dimanfaatkan untuk berbagai keperluan seperti deteksi dan pengenalan wajah atau objek lainnya, klasifikasi pola gerakan manusia dalam rekaman video, *tracking* pergerakan kamera, mengidentifikasi objek bergerak, menghasilkan model 3D dari objek, menyatukan beberapa citra guna menciptakan citra beresolusi tinggi, pencarian citra serupa dalam basis data, menghilangkan *red-eye* pada foto yang diambil dengan *flash* dan banyak lagi. OpenCV dilengkapi dengan antarmuka yang kompatibel dengan bahasa pemrograman C++, C, Python, Java dan MATLAB, serta mendukung berbagai sistem operasi termasuk Windows, Linux, Android dan MacOS. Dengan kapabilitasnya yang mumpuni, OpenCV banyak dipilih oleh para pengembang untuk aplikasi visi komputer yang beroperasi secara *real-time* (opencv.org).

2.8 Jenis-jenis Noise (Derau)

Pada citra digital, *noise* adalah gangguan atau distorsi (derau) yang tidak diinginkan yang dapat mempengaruhi kualitas gambar. Berbagai jenis *noise* dapat muncul pada gambar, baik dari proses pengambilan gambar, transmisi, maupun pemrosesan gambar. *Noise* dapat menyebabkan penurunan kualitas gambar dan mengganggu analisis citra. Berikut adalah empat jenis *noise* yang umum pada gambar yang telah diidentifikasi sebagai berikut:

1. Gaussian Noise



Gaussian noise adalah jenis *noise* yang memiliki distribusi normal atau *Gaussian*. Pada gambar yang terkena *Gaussian noise*, setiap piksel mengalami perubahan intensitas yang acak berdasarkan distribusi Gaussian

tersebut. *Gaussian noise* sering digunakan dalam simulasi karena karakteristiknya yang simetris di sekitar mean. Distribusi ini ditandai dengan dua parameter utama: mean (μ) dan standar deviasi (σ). Mean menggambarkan nilai rata-rata perubahan intensitas, sementara standar deviasi menunjukkan sebaran perubahan tersebut dapat dilihat rumusnya pada Persamaan 12.

$$Inoisy = I + N \quad (12)$$

Dimana,

Inoisy = Citra yang telah ditambahkan *noise*,

I = Citra asli,

N = *Noise gaussian*,

2. *Salt-and-Pepper Noise*

Salt-and-pepper noise adalah jenis *noise* yang menyebabkan piksel pada gambar menjadi hitam (*salt*) atau putih (*pepper*). *Noise* ini biasanya disebabkan oleh kesalahan dalam proses transmisi data atau kerusakan sensor kamera. Piksel yang terkena *noise* ini memiliki nilai maksimal atau minimal secara acak, sehingga menciptakan tampilan bintik-bintik pada gambar.

Salt-and-pepper noise biasanya muncul karena kesalahan dalam proses transmisi atau kerusakan sensor kamera. *Noise* ini sering ditemukan dalam citra digital yang dikirim melalui media komunikasi yang tidak stabil atau diproses oleh perangkat yang kurang optimal. *Noise* ini dapat menyebabkan penurunan kualitas gambar yang signifikan, terutama pada aplikasi yang membutuhkan ketelitian tinggi seperti analisis medis dan pengenalan wajah. Untuk mengurangi *salt-and-pepper noise*, sering digunakan median filter yang efektif dalam menghilangkan bintik-bintik tanpa merusak tepi atau detail penting dari gambar



3. *Speckle Noise*

Speckle noise adalah jenis *noise* yang umumnya ditemukan dalam citra yang dihasilkan oleh sistem pencitraan koheren seperti radar, ultrasonik, dan laser. *Noise* ini dihasilkan oleh interferensi koheren dari gelombang yang dipantulkan dari permukaan kasar. Secara matematis, *speckle noise* dapat dilihat pada Persamaan 13

$$Inoisy = I + I \times N \quad (13)$$

Dimana,

Inoisy = Citra setelah ditambahkan *noise*,

I = Citra Asli,

N = *Speckle Noise*,

4. *Poisson Noise*

Poisson noise, juga dikenal sebagai *shot noise*, adalah *noise* yang mengikuti distribusi *Poisson* dan sering terjadi dalam proses penghitungan foton dalam sistem pencitraan. *Noise* ini biasanya ditemukan dalam citra yang diambil pada kondisi cahaya rendah atau dengan eksposur singkat. Distribusi *Poisson* didefinisikan sebagai Persamaan 14

$$Inoisy = Possion(I) \quad (14)$$

Dimana,

Inoisy = Citra yang telah ditambahkan *noise*,

I = Citra asli,

green = Nilai channel *green*,

Poisson noise sering terjadi pada sistem pencitraan yang bekerja dengan jumlah foton rendah, seperti dalam mikroskopi fluoresensi atau fotografi astronomi. *Noise* ini berhubungan langsung dengan sifat kuantum dari cahaya dan proses deteksi foton. *Poisson noise* lebih dominan pada kondisi pencahayaan rendah karena fluktuasi dalam jumlah foton yang rdeteksi. Pada gambar yang diambil dalam kondisi ini, variasi acak dalam tensitas cahaya yang diterima oleh sensor menyebabkan *noise* yang



terlihat. *Poisson noise* dapat dikurangi dengan menggunakan teknik estimasi dan *filtering* yang dirancang untuk data yang mengikuti distribusi *Poisson*, seperti algoritma Richardson-Lucy deconvolution. Mengatasi *Poisson noise* sangat penting untuk aplikasi ilmiah di mana akurasi pengukuran sangat penting, seperti dalam astronomi atau mikroskopi.

