

**SISTEM PENGHITUNG JUMLAH PENGUNJUNG
BERDASARKAN *GENDER* PEREMPUAN**



TUGAS AKHIR

Disusun dalam rangka memenuhi salah satu persyaratan

Untuk menyelesaikan program Strata-1 Departemen Teknik Informatika

Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin

Makassar

Disusun Oleh :

TIWI NUR SAFITRI

D421 14 008

DEPARTEMEN TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS HASANUDDIN

MAKASSAR

2019



LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

“SISTEM PENGHITUNG JUMLAH PENGUNJUNG BERDASARKAN *GENDER* PEREMPUAN”

OLEH:

TIWI NUR SAFITRI

D42114008

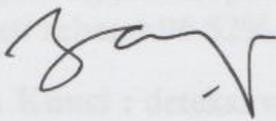
Skripsi ini telah dipertahankan pada Ujian Akhir Sarjana tanggal 22 Januari 2019.
Diterima dan disahkan sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Teknik (ST.)
pada Program Studi S1 Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin.

Gowa, 22 Januari 2019

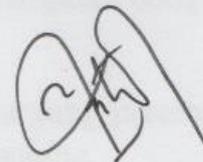
Disetujui oleh:

Pembimbing I,

Pembimbing II,

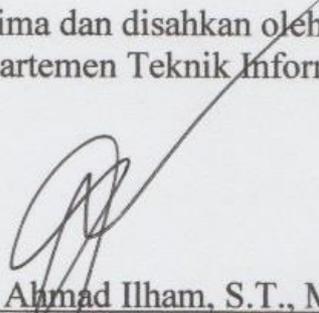


Dr. Indrabayu, S.T., M.T., M.Bus.Sys
NIP. 19750716 200212 1 004



Dr.Eng. Intan Sari Areni, S.T., M.T.
NIP. 19750203 200012 4 002

Diterima dan disahkan oleh:
Ketua Departemen Teknik Informatika



Dr. Amil Ahmad Ilham, S.T., M.IT.
NIP. 19731010 199802 1 001



ABSTRAK

Perkembangan bisnis ritel modern di Indonesia dapat dikatakan cukup pesat sehingga menyebabkan tingkat persaingan antar pelaku bisnis ritel menjadi sangat kompetitif. Persoalan yang muncul dari persaingan tersebut membawa dampak pada perubahan strategi bisnis masing-masing pelaku ritel guna memenangkan persaingan (meningkatkan pangsa pasar), yakni strategi mempertahankan dan memperebutkan pelanggan atau konsumen akhir. Salah satu indikator untuk mengindikasikan adanya kinerja pasar yang baik adalah dengan mengetahui jumlah dan detail pengunjung berdasarkan *gender* yang datang pada perusahaan tersebut. Saat ini jumlah pengunjung di perusahaan ritel XYZ telah dapat diamati dengan menggunakan kamera cctv yang terpasang di dalam perusahaan. Data rekaman kamera cctv tersebut bisa dimanfaatkan untuk menghitung jumlah pengunjung berdasarkan *gender* dengan memanfaatkan visi komputer. Visi komputer merupakan ilmu yang mempelajari bagaimana komputer dapat mengenali objek yang akan diamati atau diobservasi. Hal ini dilakukan untuk dapat meniru visualisasi dari manusia yang diaplikasikan ke dalam komputer. Dalam penelitian ini, dibuat sebuah sistem yang dapat menghitung jumlah pengunjung berdasarkan *gender* yang berfokus pada *gender* perempuan melalui data video. Sistem ini terdiri dari tiga tahapan utama, yaitu tahapan deteksi wajah menggunakan metode Viola-Jones, tahapan ekstraksi fitur menggunakan Gabor Filter 2D, dan tahapan klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan memanfaatkan aplikasi Matlab R2015a. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dengan jumlah data uji sebanyak 6 *file* video dengan total durasi 527 detik, total *frame* sebanyak 15916 *frame*, serta jumlah objek sebanyak 89 orang, sistem dapat menghitung jumlah pengunjung perempuan dan bukan perempuan dengan tingkat akurasi sebesar 96,52%.

Kata Kunci : deteksi wajah perempuan, penghitung pengunjung perempuan, visi komputer, Viola-Jones, Gabor Filter 2D, *support vector machine*.



KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Segala puji dan syukur kami panjatkan ke hadirat Allah S.W.T Tuhan Yang Maha Esa yang dengan limpahan rahmat dan hidayah-Nya sehingga tugas akhir dengan judul "*sistem Penghitung Jumlah Pengunjung Berdasarkan Gender Perempuan*" ini dapat diselesaikan sebagai salah satu syarat dalam menyelesaikan jenjang Strata-1 pada Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin.

Dalam penyusunan penelitian ini disajikan hasil penelitian terkait judul yang telah diangkat dan telah melalui proses pencarian dari berbagai sumber baik jurnal penelitian, prosiding pada seminar-seminar nasional/internasional, buku maupun dari situs-situs di internet.

Penulis menyadari bahwa tanpa bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak, mulai dari masa perkuliahan sampai dengan masa penyusunan tugas akhir, sangatlah sulit untuk menyelesaikan tugas akhir ini. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih sedalam-dalamnya kepada:

- 1) Tuhan Yang Maha Esa atas semua berkat, karunia serta pertolongan-Nya yang tiada batas, yang telah diberikan kepada penulis disetiap langkah dalam pembuatan program hingga penulisan laporan skripsi ini.
- 2) Kedua orang tua penulis serta saudari-saudara penulis, serta keluarga yang senantiasa memberikan kekuatan, inspirasi, motivasi, bimbingan moral, materi, kepercayaan dan kasih sayang yang tidak terbatas kepada penulis.



Dr. Indrabayu, S.T., M.T., M.Bus.Sys., selaku pembimbing 1 yang telah memberi bimbingan, inspirasi, motivasi, dan masukan yang bermanfaat kepada penulis.

- 4) Ibu Dr.Eng. Intan Sari Areni, S.T., M.T., selaku pembimbing II yang telah banyak memberi keyakinan, perhatian, bimbingan, motivasi, dan masukan yang bermanfaat kepada penulis.
- 5) Bapak Dr. Amil Ahmad Ilham, S.T., M.IT., Ibu Dr. Ir. Ingrid Nurtanio, M.T., dan Bapak Adnan, S.T., M.T., Ph.D., selaku dosen penguji yang telah memberikan saran sehingga laporan skripsi ini menjadi lebih baik.
- 6) Bapak Dr. Amil Ahmad Ilham, S.T., M.IT., Ph.D., selaku Ketua Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin atas bantuan dan bimbingannya selama masa perkuliahan penulis.
- 7) Bapak Dr.Eng. Muhammad Niswar, S.T., M.IT., selaku dosen pembimbing akademik yang telah memberikan bimbingan selama masa perkuliahan penulis.
- 8) Bapak Robert dan Bapak Zainuddin serta segenap staf Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin yang telah membantu kelancaran penyelesaian tugas akhir penulis.
- 9) Segenap keluarga *AIMP Research Group* Universitas Hasanuddin yang telah memberikan begitu banyak bantuan selama penelitian, pengambilan data dan diskusi *progress* penyusunan tugas akhir serta memberikan semangat di masa-masa sulit.
- 10) Para sahabat dekat penulis terutama Al Riefqy D, Muh Zulfadli A. Suyuti, Gian Aron Angelo, Erlangga, Angela Hervina Gosal, Anisah Mayang Sari, Inka G. Mallisa yang telah memberikan doa, bantuan dan dukungan sejak masa awal

iahan.



11) Para sahabat penulis terutama Maqhfira Putri Rachmat, Rizka Irianty, Winda Astiyanti A, Fitriani Idrus, Armianai Putri, Ulfa Rojiyyah, Riska Savitri, Adzani Riska Putri, Abdillah Satari Rahim, A. Khairil Fajri, Muh. Aryandi, Muh. Rizky Eka Arlin, Muh Arkan Musyabbir, Alwi, Fadel Pratama, kakak Sofyan Tandungan, Kakak Siti Khumaera Mufti, kakak Nurhajar Anugraha, Kakak Mahatir Rizky, Kakak Zaenab, Kakak Hendy yang telah memberikan doa, nasihat, bantuan, dukungan dan semangat selama proses penyelesaian tugas akhir ini.

12) Para responden yang bersedia meluangkan waktunya untuk berpartisipasi sebagai bagian penting dalam kesuksesan penelitian ini.

13) Seluruh teman-teman RECTIFIER'14 atas semua bantuan dan semangat yang diberikan selama ini.

14) Serta seluruh pihak yang tidak sempat disebutkan satu persatu yang telah banyak meluangkan tenaga, waktu, dan pikiran selama penyusunan laporan tugas akhir ini.

Akhir kata, penulis berharap semoga Tuhan Yang Maha Esa berkenan membalas segala kebaikan dari semua pihak yang telah banyak membantu. Semoga tugas akhir ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan ilmu selanjutnya. Amin.

Wassalam

Gowa, Januari 2019

Penulis



DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI	ii
ABSTRAK	iii
KATA PENGANTAR	iv
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR TABEL.....	xiii
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. Batasan Masalah	3
1.6. Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1. Perbedaan Wajah Perempuan dan Laki-Laki.....	6
2.2. Visi Komputer.....	7
2.2.1. Pengolahan Citra	7
2.2.2. Pengenalan Pola.....	12
2.3. Pengertian Deteksi Wajah.....	15
Metode Deteksi Wajah.....	16
Metode Viola-Jones	18



2.6. Gabor Filter 2-D.....	24
2.7. <i>Support Vector Machine (SVM)</i>	26
2.8. Normalisasi	28
2.9. <i>Confusion Matrix</i>	31
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	34
3.1. Tahapan Penelitian.....	34
3.2. Waktu dan Lokasi Penelitian	36
3.3. Instrumen Penelitian	36
3.4. Teknik Pengambilan Data.....	36
3.5. Perancangan Implementasi Sistem	38
3.5.1. <i>Input Video</i>	39
3.5.2. Deteksi Wajah.....	40
3.5.3. <i>Preprocessing</i>	44
3.5.4. Ekstraksi Fitur	45
3.5.5. Klasifikasi <i>Gender</i>	55
3.5.6. <i>Counting</i>	56
3.5.7. <i>Output</i>	58
3.6. Analisis Kinerja Sistem.....	59
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	61
4.1. Hasil Penelitian	61
4.1.1. Hasil Operasi Data Citra.....	61
Deteksi Wajah Viola-Jones	61
<i>Cropping</i> Wajah	62
<i>Resize</i> Wajah	63



4) <i>Grayscale</i> ing Wajah.....	64
5) Ekstraksi Fitur Gabor Filter 2-D	65
6) Klasifikasi SVM.....	72
7) Menghitung Jumlah Pengunjung.....	84
4.1.2. Hasil Pengujian Sistem.....	84
4.2. Pembahasan.....	89
BAB V PENUTUP.....	91
DAFTAR PUSTAKA	93
LAMPIRAN.....	96



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Pengelompokan jenis-jenis citra	8
Gambar 2. 2. Pengenalan pola	13
Gambar 2.3. Sistem pengenalan pola dengan pendekatan sintaktik.....	14
Gambar 2.4. Representasi Citra.....	17
Gambar 2.5. <i>Haar-Like feature</i>	19
Gambar 2.6. Ilustrasi perhitungan citra digital citra asli kedalam citra integral	20
Gambar 2.7. Ilustrasi perhitungan nilai area	20
Gambar 2.8. Ilustrasi <i>Cascade Classifier</i>	23
Gambar 2.9. SVM berusaha menemukan <i>Hyperplane</i> terbaik.....	26
Gambar 3.1. Tahapan penelitian.....	34
Gambar 3.2. Gambaran umum penelitian.....	35
Gambar 3.3. Deskripsi Tiang Kamera	37
Gambar 3.4. Blok diagram perancangan sistem	38
Gambar 3.5. <i>Flowchart</i> perancangan sistem	39
Gambar 3.6. Contoh <i>frame</i> RGB	40
Gambar 3.7. Contoh <i>frame</i> hasil uji coba nilai <i>threshold</i>	42
Gambar 3.8. Contoh <i>frame</i> hasil deteksi wajah.....	43
Gambar 3.9. Contoh <i>frame</i> wajah hasil <i>cropping</i>	43
Gambar 3.10. Contoh <i>frame</i> wajah <i>grayscale</i>	45
Gambar 3.11. Ilustrasi gabor kernel dengan perubahan nilai λ	46
3.12. Ilustrasi gabor kernel dengan perubahan nilai θ	47
3.13. Ilustrasi gabor kernel dengan perubahan nilai γ	48



Gambar 3.14. Contoh <i>frame</i> wajah dengan uji coba nilai λ	55
Gambar 3.15. <i>Flowchart counting</i>	57
Gambar 3.16. <i>Output display</i> sistem (a) perhitungan pengunjung perempuan; (b) perhitungan pengunjung bukan perempuan.	58
Gambar 3.17. Tampilan <i>output display</i> sistem dalam GUI Matlab.....	59
Gambar 4.1. Contoh <i>frame</i> hasil deteksi wajah Viola-Jones.....	61
Gambar 4.2. Ilustrasi ukuran <i>bounding box</i> pada <i>frame</i>	63
Gambar 4.3. Perbandingan hasil (a) sebelum mengubah ukuran <i>bounding box</i> ; (b) setelah mengubah ukuran <i>bounding box</i>	63
Gambar 4.4. Ilustrasi proses penyalinan nilai setiap <i>pixel</i> pada proses <i>resize</i>	64
Gambar 4.5. Contoh hasil konversi <i>frame</i> wajah (a) RGB; (b) <i>grayscale</i>	65
Gambar 4.6. Hasil nilai matriks (a) <i>x</i> ; (b) <i>y</i> ; dengan $\lambda = 8$	67
Gambar 4.7. Contoh matriks nilai <i>magnitude</i> Gabor Filter 2-D.....	68
Gambar 4.8. Contoh Matriks hasil filter Gabor 2-D; (a) perempuan berjilbab; (b) perempuan tidak berjilbab; (c) bukan perempuan	69
Gambar 4.9. Contoh nilai matriks hasil ekstraksi fitur; (a) perempuan berjilbab; (b) Perempuan tidak berjilbab; (c) bukan perempuan.	70
Gambar 4.10. Contoh matriks nilai fitur; (a) perempuan berjilbab; (b) Perempuan tidak berjilbab; (c) bukan perempuan.....	71
Gambar 4.11. Contoh <i>frame</i> wajah (a) perempuan berjilbab; (b) perempuan tidak berjilbab; (c) bukan perempuan; hasil ekstrkasi fitur	71

4.12. Contoh pembagian data kelas 1 dan kelas 2. 72

4.13. Contoh nilai vektor fitur 72



Gambar 4.14. Contoh <i>Support vector</i> dari SVM.....	73
Gambar 4.16. Ploting hasil klasifikasi SVM.....	83
Gambar 4.17. Contoh <i>frame</i> hasil klasifikasi (a) perempuan; (b) bukan perempuan	83
Gambar 4.18. Hasil perhitungan pengunjung (a) perempuan; (b) bukan perempuan	84
Gambar 4.19. Grafik rata-rata akurasi sistem berdasarkan λ	89
Gambar 4.20. Kesalahan pengklasifikasian oleh sistem.....	90



DAFTAR TABEL

Tabel 3.1. Hasil uji coba nilai <i>threshold</i>	41
Tabel 3.2. Hasil perhitungan nilai σ , σx dan σy	50
Tabel 3.3. Hasil perhitungan ukuran matriks atau lebar pita x dan y	51
Tabel 3.4 Kategori klasifikasi sistem berdasarkan <i>confusion matrix</i>	59
Tabel 4.1. Contoh data <i>training</i>	75
Tabel 4.2. Hasil perkalian nilai x , y , dan α	77
Tabel 4.3. Contoh data <i>testing</i>	81
Tabel 4.4. Hasil deteksi data	85
Tabel 4.5. Hasil perhitungan akurasi dengan nilai λ 8	88



BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Perkembangan teknologi modern memberikan dampak kehidupan yang menjadi semakin lebih praktis, cepat, dan ekonomis. Seiring dengan perkembangan teknologi tersebut, keberadaan bisnis ritel modern menjadi semakin penting karena adanya pergeseran pola belanja masyarakat yang lebih suka berbelanja di pasar ritel modern seperti minimarket atau supermarket. Masyarakat menjadi lebih gemar untuk berbelanja di pasar ritel modern dimana masyarakat bisa mendapatkan kepraktisan dan kecepatan dalam berbelanja (Adji, 2013).

Perkembangan bisnis ritel di Indonesia dapat dikatakan cukup pesat akhir-akhir ini, terutama ritel modern dalam semua variasi jenisnya. Beberapa faktor pendukung perkembangan usaha ritel modern diantaranya adalah cukup terbukanya peluang pasar, perkembangan usaha manufaktur yang akan memasok produknya ke *retailer* (peritel), dan upaya pemerintah untuk mendorong pertumbuhan ekonomi dengan cara salah satunya mengembangkan bisnis ritel (Utomo, 2010).

Perkembangan bisnis ritel atau eceran modern yang terus mengalami peningkatan tersebut, menyebabkan tingkat persaingan bisnis ritel eceran sangat kompetitif. Persoalan yang muncul dari persaingan yang tinggi antar pelaku bisnis ritel membawa dampak pada perubahan strategi bisnis masing-masing pelaku ritel guna memenangkan persaingan (meningkatkan pangsa pasar), yakni strategi

ahankan dan memperebutkan pelanggan atau konsumen akhir (Adnan, 2014).



Salah satu indikator untuk mengindikasikan adanya kinerja pasar yang baik melalui perspektif pelanggan, seperti *market share* diberbagai lokasi atau wilayah, kenyamanan yang didapat oleh pengunjung, *brand image*, dan jumlah pengunjung yang datang. Dengan mengetahui perspektif tersebut, seperti jumlah dan detail pengunjung berdasarkan *gender* yang datang pada perusahaan tersebut, maka akan dapat lebih memaksimalkan perspektif pelanggan ini (Dr. Zaroni, 2015).

Saat ini jumlah pengunjung di perusahaan ritel XYZ telah dapat diamati dengan menggunakan kamera cctv yang terpasang di dalam perusahaan. Data rekaman kamera cctv tersebut bisa dimanfaatkan untuk menghitung jumlah pengunjung berdasarkan *gender*. Namun apabila perhitungan dilakukan secara manual maka masih membutuhkan pihak lain untuk mengoperasikan dan hal tersebut akan memakan waktu dan tenaga. Sehingga diperlukan suatu sistem yang secara otomatis dapat mendeteksi wajah pengunjung yang bergerak dan menghitung jumlah pengunjung melalui data video dari rekaman kamera cctv dengan memanfaatkan visi komputer yang berfokus pada perhitungan jumlah pengunjung bergender perempuan.

Oleh karena itu, dalam penelitian ini akan diangkat sebuah judul “Sistem Penghitung Jumlah Pengunjung Berdasarkan *Gender* Perempuan” yang akan diaplikasikan pada perusahaan retail XYZ.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, maka rumusan masalah dalam tugas akhir ini



Bagaimana cara membuat sistem yang dapat mendeteksi wajah?

2. Bagaimana cara membuat sistem yang dapat menghitung jumlah wajah pengunjung berdasarkan *gender* perempuan?

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Untuk membuat sistem yang dapat mendeteksi wajah.
2. Untuk membuat sistem yang dapat menghitung jumlah wajah pengunjung berdasarkan *gender* perempuan.

1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah :

1. Menambah pengetahuan dan kemampuan penulis mengenai sistem yang mampu menghitung jumlah pengunjung berdasarkan *gender*.
2. Sebagai bahan rujukan atau bahan studi bagi peneliti lain dibidang yang sama.
3. Hasil dari penelitian dapat digunakan untuk membuat dasar strategi marketing bagi perusahaan.

1.5. Batasan Masalah

Yang menjadi batasan masalah dari penelitian ini adalah :

1. Data video diambil dengan menggunakan *static camera* dengan sudut kamera 54,5°.
2. Data yang diolah berupa video dengan format .avi.

Wajah yang terdeteksi adalah wajah yang terlihat oleh kamera secara utuh dan tidak tertutup oleh objek lain.



4. Fitur yang digunakan untuk menentukan pengunjung perempuan adalah fitur global wajah (seluruh bagian wajah seperti bentuk wajah dan gaya rambut).
5. Proses deteksi dan perhitungan objek dilakukan secara *single detection* dan *single counting*.

1.6. Sistematika Penulisan

Untuk memberikan gambaran singkat mengenai isi tulisan secara keseluruhan, maka akan diuraikan beberapa tahapan dari penulisan secara sistematis, yaitu :

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menguraikan secara umum mengenai hal yang menyangkut latar belakang, perumusan masalah dan batasan masalah, tujuan, manfaat, dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini berisi teori-teori tentang hal-hal yang berhubungan dengan bentuk wajah perempuan dan laki-laki, visi komputer, pemrosesan citra dan metode yang digunakan.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini berisi tentang tahapan penelitian, instrumen penelitian, dan penerapan algoritma serta teknik pengolahan data.



BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisi tentang hasil pengolahan data serta pembahasan yang disertai tabel hasil penelitian.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi tentang kesimpulan yang didapatkan berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan serta saran-saran untuk pengembangan lebih lanjut.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Perbedaan Wajah Perempuan dan Laki-Laki

Terdapat beberapa jenis perbedaan pada wajah perempuan dan laki-laki, namun perbedaan yang paling signifikan sering terlihat pada sifat fisik ciri wajah. Bukan hanya satu atau dua fitur fisik yang membedakan wajah perempuan dan laki-laki, namun beragam faktor yang memengaruhi perkembangan karakteristik wajah perempuan dan laki-laki. Wajah perempuan yang dianggap anatomisnya menarik cenderung berbentuk hati, dengan sudut membulat dari garis rambut yang membentang hingga menuju area dagu. Laki-laki cenderung memiliki wajah berbentuk persegi dengan garis rambut yang lebih rumit dan garis rahang sedikit persegi. Laki-laki juga cenderung memiliki wajah lebih panjang dibagian bawah untuk menampung bibir bagian atas yang panjang dan dagu panjang. *FacialFeminizationSurgery.info* menyatakan bahwa profil wajah laki-laki dan perempuan berbeda juga. Profil perempuan cenderung lebih datar, sementara dahi laki-laki cenderung miring kebelakang dan bagian wajah mereka cenderung menonjol ke depan (Faizun, 2018).

Alis perempuan lebih melengkung dan duduk lebih tinggi di atas lingkaran mata, sementara alis laki-laki duduk sedikit di atas tulang alis. Seringkali, alis laki-laki juga lebat dan lurus tanpa lengkungan. Perempuan memiliki hidung yang lebih kecil dan berbentuk pendek dengan jembatan dan lubang hidung yang lebih sempit.

Perempuan dan ujung hidung cenderung mengarah ke atas. Sedangkan laki-laki memiliki jarak yang lebih jauh antara dasar hidung dan bagian atas bibir.



Perempuan sering memiliki kemiringan kebelakang antara bibir atas dan hidung dan memiliki mata yang tampak lebih besar (Faizun, 2018).

Menurut Professor Richard Russell dari *Gettysburg college*, yang studinya muncul di tahun 2009, semua kulit perempuan, terlepas dari ras, cenderung lebih ringan warnanya daripada kulit laki-laki. Warna bibir dan warna mata lebih gelap diantara perempuan, meski warna kulitnya lebih ringan. Perempuan cenderung memiliki kulit lebih tipis daripada yang laki-laki. *GrowingBolder.com* menyatakan bahwa ini disebabkan oleh tingkat hormon testosterone yang lebih tinggi pada laki-laki. Selain itu, lapisan kulit laki-laki dan kulit epidermis lebih tebal karena jumlah elastin dan kolagen lebih banyak. Selain itu, laki-laki cenderung memiliki pori – pori dan kulit lebih besar daripada perempuan (Faizun, 2018).

2.2. Visi Komputer

Visi komputer merupakan ilmu yang mempelajari bagaimana komputer dapat mengenali objek yang akan diamati atau diobservasi. Hal ini dilakukan untuk dapat meniru visualisasi dari manusia yang diaplikasikan ke dalam komputer. Visi komputer terdiri dari dua bidang ilmu yaitu pengolahan citra dan pengenalan pola (Yogi, 2014).

2.2.1. Pengolahan Citra

Pengolahan citra merupakan ilmu yang mempelajari bagaimana memperbaiki kualitas citra agar mendapatkan hasil citra yang baik dan mudah dikenali oleh atau mesin. Pengolahan citra memiliki keterkaitan yang sangat erat dengan ilmu yang lain, jika sebuah disiplin ilmu dinyatakan dengan bentuk proses

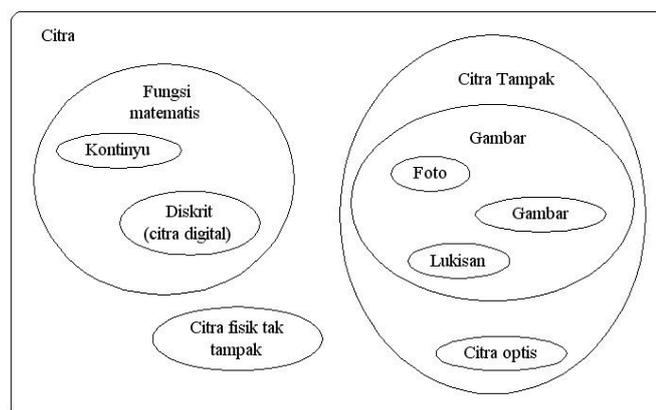


suatu *input* menjadi *output*, maka pengolahan citra memiliki *input* berupa citra serta *output* juga berupa citra (Yogi, 2014).

1) Citra

Citra adalah suatu representasi, kemiripan, atau imitasi dari suatu objek atau benda. Setiap citra mempunyai beberapa karakteristik, antara lain ukuran citra, resolusi, dan format nilainya. Umumnya citra berbentuk persegi panjang yang memiliki lebar dan tinggi tertentu (Rinaldi, 2004).

Ukuran ini biasanya dinyatakan dalam banyaknya titik atau *pixel*, sehingga ukuran citra selalu bernilai bulat. Ukuran citra dapat juga dinyatakan secara fisik dalam satuan panjang. Dalam hal ini tentu saja harus ada hubungan antara ukuran titik penyusunan citra dengan satuan panjang. Hal tersebut dinyatakan dengan resolusi yang merupakan ukuran banyaknya titik untuk setiap satuan panjang. Biasanya satuan yang digunakan adalah *dpi*. Makin besar resolusi makin banyak titik yang terkandung dalam citra dengan ukuran fisik yang sama, sehingga hal ini memberikan efek pemampatan citra menjadi semakin halus.



Gambar 2.1. Pengelompokan jenis-jenis citra (Rinaldi, 2004)



Citra digital mengandung sejumlah elemen-elemen dasar. Elemen-elemen dasar yang paling penting diuraikan sebagai berikut (Aan dan Angki, 2010).

1. Kecerahan (*Brightness*) merupakan intensitas cahaya rata-rata dari suatu area yang melingkupinya.
2. Kontras (*Contrast*) merupakan sebaran terang (*lightness*) dan gelap (*darkness*) di dalam sebuah citra. Citra dengan kontras rendah komposisi citranya sebagian besar terang atau sebagian besar gelap. Citra dengan kontras yang baik, komposisi gelap dan terangnya, tersebar merata.
3. Kontur (*Contour*) merupakan keadaan yang ditimbulkan oleh perubahan intensitas pada *pixel-pixel* tetangga, sehingga dapat dideteksi tepi objek di dalam citra.
4. Warna (*Color*) merupakan persepsi yang dirasakan oleh sistem visual manusia terhadap panjang gelombang cahaya yang dipantulkan oleh objek. Warna-warna yang dapat ditangkap oleh mata manusia merupakan kombinasi cahaya dengan panjang berbeda. Kombinasi yang memberikan rentang warna paling lebar adalah *red* (R), *green* (G) dan *blue* (B).
5. Bentuk (*Shape*) merupakan properti intrinsik dari objek tiga dimensi, dengan pengertian bahwa bentuk merupakan properti intrinsik utama untuk visual manusia. Umumnya citra yang dibentuk oleh manusia merupakan 2D, sedangkan objek yang dilihat adalah 3D.
6. Tekstur (*Texture*) merupakan distribusi spasial dari derajat keabuan di dalam pulan *pixel-pixel* yang bertetangga.



2) Perbaiki Kualitas Citra

Meskipun sebuah citra kaya informasi, namun seringkali citra yang kita miliki mengalami penurunan mutu (degradasi), misalnya mengandung cacat atau derau (*noise*), warnanya terlalu kontras, kurang tajam, kabur (*blurring*), dan sebagainya. Tentu saja citra semacam ini menjadi lebih sulit diinterpretasi karena informasi yang disampaikan oleh citra tersebut menjadi berkurang.

Perbaikan kualitas citra merupakan salah satu proses awal dalam pengolahan citra. Perbaikan kualitas citra diperlukan karena seringkali citra yang dijadikan objek pembahasan mempunyai kualitas yang buruk. Misalnya citra mengalami derau (*noise*) pada saat pengiriman melalui saluran transmisi, citra terlalu terang atau gelap, citra kurang tajam, kabur dan sebagainya. Melalui proses *preprocessing* inilah kualitas citra diperbaiki sehingga citra dapat digunakan untuk aplikasi lebih lanjut, misalnya untuk aplikasi pengenalan (*recognition*) objek di dalam citra (Munir, 2004).

Agar citra yang mengalami gangguan mudah diinterpretasi (baik oleh manusia maupun mesin), maka citra tersebut perlu dimanipulasi menjadi citra lain yang kualitasnya lebih baik. Umumnya, operasi-operasi pada pengolahan citra diterapkan pada citra apabila :

1. Perbaikan atau memodifikasi citra perlu dilakukan untuk meningkatkan kualitas penampakan atau untuk menonjolkan beberapa aspek informasi yang terkandung di dalam citra.

Elemen di dalam citra perlu dikelompokkan, dicocokkan, atau diukur.

Sebagian citra perlu digabung dengan bagian citra yang lain.



Berdasarkan cakupan operasi yang dilakukan terhadap citra, operasi pengolahan citra dikategorikan sebagai berikut (Ginting, 2004).

- Operasi titik, yaitu operasi yang dilakukan terhadap setiap *pixel* pada citra yang keluarannya hanya ditentukan oleh nilai *pixel* itu sendiri.
- Operasi area, yaitu operasi yang dilakukan terhadap setiap *pixel* pada citra yang keluarannya dipengaruhi oleh *pixel* tersebut dan *pixel* lainnya dalam suatu daerah tertentu. Salah satu contoh dari operasi berbasis area adalah operasi ketetanggaan yang nilai keluaran dari operasi tersebut ditentukan oleh nilai *pixel-pixel* yang memiliki hubungan ketetanggaan dengan *pixel* yang sedang diolah.

3) Citra *Grayscale*

Sesuai dengan nama yang melekat, citra jenis ini menangani gradasi warna hitam dan putih, yang menghasilkan efek warna abu-abu. Intensitas berkisar antara 0 sampai dengan 255. Nilai 0 menyatakan hitam dan 255 menyatakan putih. Citra dalam komputer tidak lebih dari sekumpulan sejumlah triplet terdiri atas variasi tingkat keterangan dari elemen *Red* (R), *Green* (G), *Blue* (B). Angka RGB ini yang seringkali disebut dengan *colour values*. Pada format .bmp citra setiap *pixel* pada citra direpresentasikan dengan 24 bit, 8 bit untuk R, 8 bit untuk G, dan 8 bit untuk B. *Grayscale* adalah teknik yang digunakan untuk mengubah citra berwarna (RGB) menjadi bentuk *grayscale* atau tingkat keabuan (dari hitam ke putih). Dengan perubahan ini matriks penyusun citra yang sebelumnya 3 matriks akan berubah

1 matriks saja.



4) *Thresholding*

Thresholding atau binerisasi merupakan proses mengkonversi citra *grayscale* ke dalam bentuk citra biner. Citra biner sesuai namanya adalah citra yang hanya tersusun atas dua nilai yaitu 0 atau 1. Jika *pixel* citra nilainya di atas nilai *threshold* maka *pixel* tersebut akan diubah ke warna putih dan nilainya menjadi 1. Sebaliknya jika nilai *pixel* citra berada di bawah *threshold* maka citra akan diubah ke warna hitam dan nilainya menjadi 0 (Prasetyo, 2011).

Salah satu cara untuk mengekstrak objek dari *background* adalah dengan memilih *threshold* T yang membagi mode-mode ini. Kemudian sembarang titik (x,y) untuk dimana $f(x,y) \geq T$ disebut *object point*. Sedangkan yang lain disebut *background point*. Dengan kata lain, citra yang di- *threshold* $g(x,y)$ didefinisikan sebagai berikut (Prasetyo, 2011).

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) \geq T \\ 0 & \text{if } f(x,y) < T \end{cases} \quad (2.1)$$

dimana, *pixel* yang diberi 1 berkaitan dengan objek sedangkan *pixel* yang diberi nilai 0 berkaitan dengan *background*.

2.2.2. Pengenalan Pola

Pengenalan pola merupakan proses pengelompokkan data numerik dan simbolik (termasuk citra) secara otomatis, yang bertujuan untuk dapat diidentifikasi objek pada citra. Pola adalah entitas yang terdefinisi dan dapat diidentifikasi melalui ciri-cirinya. Ciri-ciri tersebut digunakan untuk membedakan suatu pola dengan pola lainnya. Ciri yang bagus adalah ciri yang memiliki daya pembeda yang

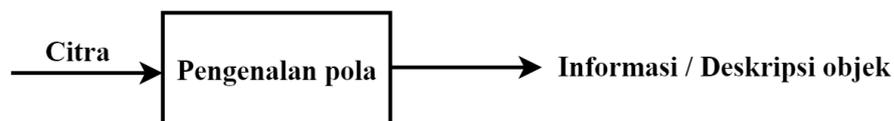
sehingga pengelompokan pola berdasarkan ciri yang dimiliki dapat dilakukan dengan keakuratan yang tinggi (Syafitri 2011). Ciri pada suatu pola



diperoleh dari hasil pengukuran terhadap objek uji. Khusus pada pola yang terdapat di dalam citra, ciri-ciri yang dapat diperoleh berasal dari informasi berikut.

- a. Spasial: intensitas *pixel*, histogram.
- b. Tepi: arah, kekuatan.
- c. Kontur: garis, elips, lingkaran.
- d. Wilayah/bentuk: keliling, luas, pusat massa.
- e. Hasil transformasi Fourier: frekuensi.

Pengenalan pola bertujuan menentukan kelompok atau kategori pola berdasarkan ciri-ciri yang dimiliki oleh pola tersebut. Dengan kata lain, pengenalan pola membedakan suatu objek dengan objek lain. **Gambar 2.2** memperlihatkan ilustrasi pengenalan pola.



Gambar 2. 2. Pengenalan pola (Idhawati, 2007)

Terdapat dua pendekatan yang dilakukan dalam pengenalan pola: pendekatan secara statistik dan pendekatan secara sintaktik atau struktural (Rinaldi, 2004).

- a. Pengenalan Pola secara Statistik

Pendekatan ini menggunakan teori-teori ilmu peluang dan statistik. Ciri-ciri yang dimiliki oleh suatu pola ditentukan distribusi statistiknya. Pola yang berbeda memiliki distribusi yang berbeda pula. Dengan menggunakan teori keputusan di

statistik, kita menggunakan distribusi ciri untuk mengklasifikasikan pola.

dua fase dalam sistem pengenalan pola: (i) fase pelatihan dan (ii) fase

tes. Pada fase pelatihan, beberapa contoh citra dipelajari untuk menentukan

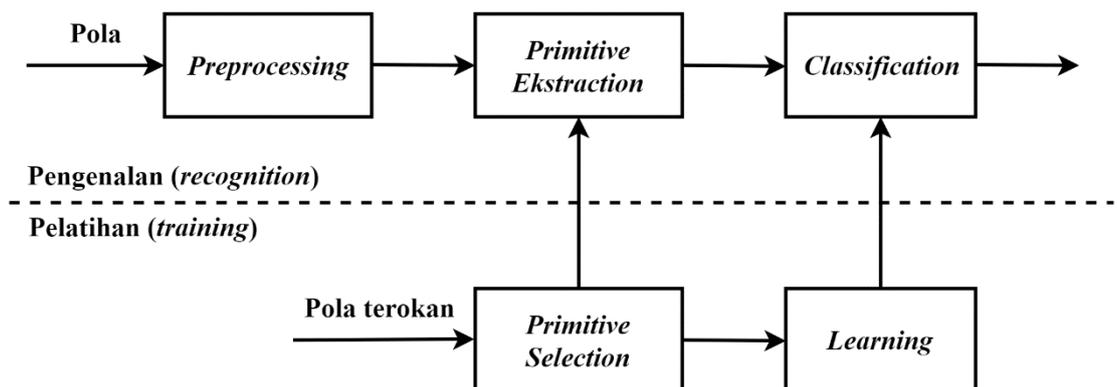


ciri yang akan digunakan dalam proses pengenalan serta prosedur klasifikasinya. Pada fase pengenalan, citra diambil cirinya kemudian ditentukan kelas kelompoknya.

Kumpulan ciri dari suatu pola dinyatakan sebagai vektor ciri dalam ruang bahumatra (multi dimensi). Jadi, setiap pola dinyatakan sebagai sebuah titik dalam ruang bahumatra. Ruang bahumatra dibagi menjadi sejumlah uparuang (sub-ruang). Tiap uparuang dibentuk berdasarkan pola-pola yang sudah dikenali kategori dan ciri-cirinya (melalui fase pelatihan) (Rinaldi, 2004).

b. Pengenalan Pola secara Sintaktik

Pendekatan ini menggunakan teori bahasa formal. Ciri-ciri yang terdapat pada suatu pola ditentukan primitif dan hubungan struktural antara primitif kemudian menyusun tata bahasanya. Dari aturan produksi pada tata bahasa tersebut dapat ditentukan kelompok pola. **Gambar 2.3** memperlihatkan sistem pengenalan pola dengan pendekatan sintaktik.



Gambar 2.3. Sistem pengenalan pola dengan pendekatan sintaktik



Pengenalan pola secara sintaktik lebih dekat ke strategi pengenalan pola yang dilakukan manusia, namun secara praktek penerapannya relatif sulit dibandingkan pengenalan pola secara statistik (Rinaldi, 2004).

2.3. Pengertian Deteksi Wajah

Deteksi wajah adalah suatu teknologi komputer untuk mendeteksi wajah manusia dengan cara menentukan letak dan ukuran wajah manusia di dalam citra digital. Teknologi ini dapat mendeteksi wajah melalui ciri atau sifat wajah 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*), penjejakan wajah (*face tracking*), dan pengenalan ekspresi wajah (*facial expression recognition*).

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. Adapun faktor yang dapat memengaruhi deteksi wajah, antara lain (Rinaldi, 2004) :

a. Pose

Bagian wajah yang terlihat pada citra bisa bervariasi (bagian depan terlihat, bagian wajah ada yang tidak terlihat).

ponen 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

Ekspresi wajah yang ada pada citra.

d. Orientasi Citra

Pengambilan gambar pada objek citra.

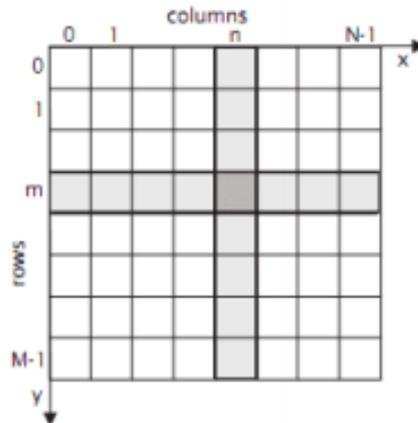
e. Kondisi Citra

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

2.4. Metode Deteksi Wajah

Untuk melakukan deteksi wajah, diperlukan berbagai metode yang dapat dipahami, terutama sesuai dengan logika komputer. Komputer melihat gambar dalam bentuk angka matriks koordinat (m, n) , dimana m adalah baris dan n adalah kolom. Setiap angka merepresentasikan kode warna dalam suatu *pixel*. Besar matriks yang ditampung sesuai dengan lebar (w atau *width*) dan tinggi (h atau *height*) gambar tersebut. Representasi citra dapat dilihat pada **Gambar 2.4**.





Gambar 2.4. Representasi Citra

(<https://www.researchgate.net/publication/325578703>)

Metode deteksi wajah secara umum dibagi menjadi empat kategori berdasarkan pendekatan yang digunakan, yaitu : *knowledge-based methods*, *feature invariant approaches*, *template matching methods*, dan *appearance based methods* (Yogi, 2014).

1. *Knowledge-based Methods*

Pada metode ini deteksi wajah dilakukan berdasarkan aturan yang sederhana tentang pengetahuan wajah manusia. Aturan yang digunakan adalah dengan cara menghubungkan semua yang ada pada wajah. Hubungan antar fitur-fitur ini kemudian direpresentasikan *relative distance* dan *positions*. Fitur wajah pada *input* citra diekstrak terlebih dahulu, dan kandidat wajah diidentifikasi berdasarkan peraturan yang telah dibuat.

2. *Feature Invariant Approaches*

Metode ini merupakan lawan dari metode sebelumnya yang bertujuan untuk menangkap struktur fitur wajah meskipun pose, sudut pandang, atau pencahayaan



beragam, dan dengan temuan ini dapat mengetahui letak wajah. Kemudian dari sini ciri atau fitur yang sama akan didapat dari semua keragaman data yang ada.

Ada banyak metode yang dapat digunakan untuk mengetahui fitur wajah dan menyimpulkan posisi wajah pada satu citra. Fitur wajah seperti alis, mata, hidung, mulut, dan garis pada rambut secara umum diekstrak menggunakan deteksi tepi.

3. *Template Matching Methods*

Metode *template matching* merupakan metode dengan beberapa standar pola wajah yang tersimpan untuk mendeskripsikan wajah secara keseluruhan atau bagian fitur wajah tertentu saja. Korelasi antara citra masukan dan pola yang tersimpan adalah perhitungan deteksi yang dilakukan. Pendekatan ini mempunyai kelebihan karena mudah untuk diimplementasikan.

4. *Appearance-based Methods*

Metode ini merupakan lawan dari metode *Template Matching*, model matematis didapat dari kumpulan citra latihan yang merepresentasikan variasi tampilan pada wajah. Model ini yang digunakan sebagai deteksi. Secara umum, metode ini menggunakan pendekatan secara analisis statistika dan *machine learning* untuk menemukan fitur yang membedakan antara wajah dan bukan wajah. Salah satunya adalah metode Viola-Jones (Yogi, 2014).

2.5. Metode Viola-Jones

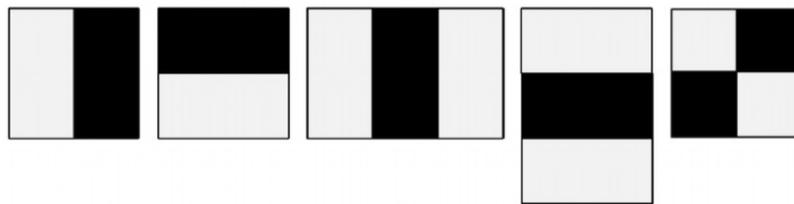
Deteksi wajah dengan Viola-Jones menggunakan fitur *simple Haar-like* yang mengevaluasi dengan cepat representasi citra yang baru. Viola-Jones melakukan kumpulan fitur dengan citra integral dan *boosting algorithm* untuk mengurangi kompleksitas waktu. Sebelum dimasukkan ke dalam sistem citra



terlebih dahulu dicari nilai keabu-abuannya (*grayscale*). Secara umum metode Viola-Jones memiliki empat dasar yang diuraikan sebagai berikut (Yogi, 2014).

1. *Haar-like feature*

Klasifikasi citra dilakukan berdasarkan nilai dari sebuah fitur. Hal ini bertujuan untuk memisahkan citra yang diperlukan, dalam kasus ini, *background* tidak ikut dihitung. Terdapat 3 jenis fitur berdasarkan jumlah persegi panjang (terang dan gelap) yang terdapat di dalamnya, yaitu: dua, tiga, empat persegi panjang seperti yang dapat dilihat pada **Gambar 2.6**.



Gambar 2.5. *Haar-Like feature* (Yogi, 2004)

Pada **Gambar 2.5** dapat dilihat bahwa terdapat 5 fitur dari kiri ke kanan, pertama dan kedua terdiri dari dua persegi panjang, sedangkan fitur ketiga dan keempat terdiri dari tiga persegi panjang dan fitur kelima empat persegi panjang. Cara menghitung nilai dari fitur ini adalah mengurangkan nilai *pixel* pada area hitam dengan *pixel* pada area putih. Berikut adalah persamaan untuk mendapatkan nilai fitur sesuai dengan jumlah kotak :

$B, W = \text{Black (Hitam), White (Putih)}$

$$\text{Dua Kotak} : W - B \quad (2.2)$$

$$\text{Tiga kotak} : W1 + W2 - B \quad (2.3)$$

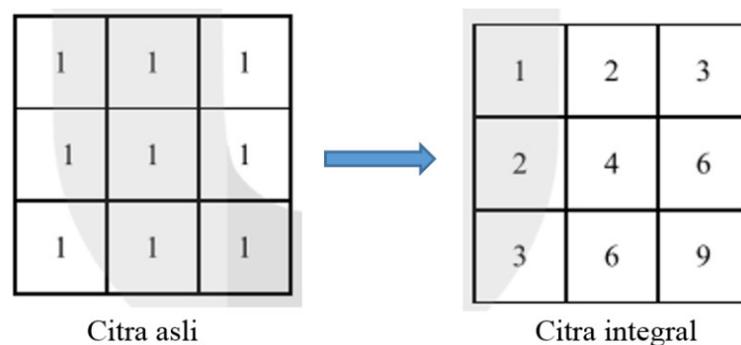
$$\text{Empat kotak} : (W1 + W2) - (B1 + B2) \quad (2.4)$$



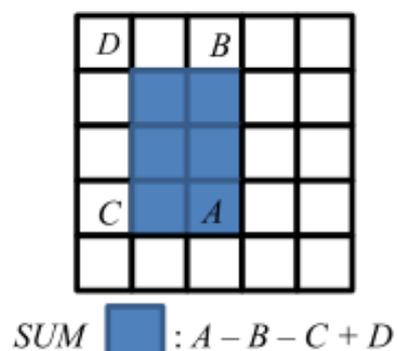
Dengan begitu akan dapat ditentukan tingkat *luminance* dari citra yang akan dideteksi dan dapat dibedakan mana bagian citra yang mencirikan wajah manusia. Untuk mempermudah proses penghitungan nilai fitur, metode Viola-Jones menggunakan sebuah media berupa citra integral (*integral image*).

2. Citra Integral (*Integral Image*)

Citra integral adalah struktur data dan algoritma yang menjumlahkan nilai-nilai dalam subset dimatriks citra. Ilustrasi penjumlahannya antar baris dan kolomnya, dapat dilihat pada **Gambar 2.6** (Yogi, 2004).



Gambar 2.6. Ilustrasi perhitungan citra digital citra asli kedalam citra integral (Yogi, 2004)



Gambar 2.7. Ilustrasi perhitungan nilai area (Yogi, 2004)



Berdasarkan **Gambar 2.7**, untuk menentukan nilai matriks tidak perlu menjumlahkan nilai tiap *pixel*. Hanya dengan mengurangi nilai yang sudah di citra integral-kan pada bagian kanan bawah area dengan bagian luar pojok kiri bawah, dan bagian luar pojok kanan atas. Lalu ditambah dengan nilai pada bagian pojok serong kiri area. Proses pencarian nilai fitur ini dilakukan secara iteratif mulai dari ujung kiri atas hingga ujung kanan bawah dengan pergeseran sebesar Δx dan Δy . Semakin kecil nilai Δx dan Δy , maka semakin akurat deteksi citra tersebut. Nilai Δx dan Δy yang sering digunakan adalah 1.

Permasalahan yang terdapat dalam penghitungan fitur ini adalah Viola-Jones memiliki 160.000 jenis fitur yang berbeda. Jumlah ini terlalu besar sehingga tidak mungkin dilakukan penghitungan untuk semua fitur. Hanya fitur-fitur tertentu saja yang dipilih untuk diikutsertakan. Pemilihan fitur-fitur ini dilakukan menggunakan algoritma Ada-Boost (Yogi, 2004).

3. Ada-Boost

Dalam prakteknya tidak satupun fitur yang mampu melakukan pengklasifikasian dengan *error* yang kecil. Algoritma Ada-Boost berfungsi untuk mencari fitur-fitur yang memiliki tingkat pembeda yang tinggi. Hal ini dilakukan dengan mengevaluasi setiap fitur terhadap terbesar antara wajah dan bukan wajah dianggap sebagai fitur terbaik (Yogi, 2004).

Citra-citra masukan $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ dimana $y_i = 0, 1$ berurutan, dimana m adalah jumlah citra *negative* dan l merupakan jumlah citra *positive*. Untuk $t =$

lakukan :

hitung normalisasi bobot.



$$w_{t,i} = \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}} \quad (2.5)$$

Dimana, w_t merupakan distribusi probabilitas.

- 2) Untuk setiap fitur j , latih *classifier* h_j yaitu yang dibatasi agar menggunakan fitur tunggal. Tingkat *error* dievaluasi dengan memerhatikan :

$$w_t, \varepsilon_j = \sum_i w_i |h_j(x_i) - y_i| \quad (2.6)$$

- 3) Memilih *min-error classifier* h_t :

$$\varepsilon_t = f, p, \theta \sum_i w_i |(x_i, f, p, \theta) - y_i| \quad (2.7)$$

- 4) Membaharui bobot

$$w_t + 1, i = w_{t,i} \beta_t^{1-e_i} \quad (2.8)$$

dimana $e_i = 0$ jika x_i diklasifikasi sebagai wajah, sebaliknya $e_i = 1$ jika x_i diklasifikasi bukan wajah maka atur bobot ke bawah :

$$\beta_t = \frac{\varepsilon_t}{1 - \varepsilon_t} \quad (2.9)$$

Terakhir menggabungkan secara linear *weak classifier* yang dibentuk, *final (strong) classifier* :

$$h(x) = \langle \frac{1}{\sum_{t=1}^T \alpha_t} \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \rangle \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t \quad (2.10)$$

Dimana, $\alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}$.

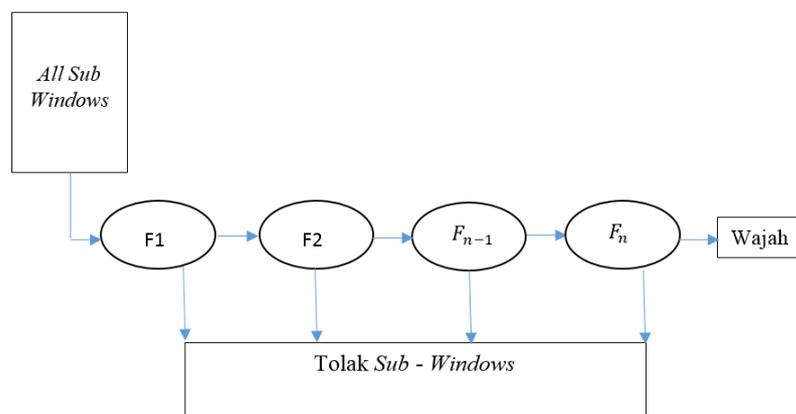
4. Cascade Classifier

Karakteristik dari metode Viola-Jones yaitu adanya klasifikasi bertingkat (*classifier*). Klasifikasi pada algoritma ini terdiri dari beberapa tingkatan, tingkatan mengeluarkan subcitra yang diyakini bukan wajah. Hal ini



dilakukan karena lebih mudah untuk menilai subcitra yang bukan wajah daripada menilai apakah subcitra tersebut berisi wajah (Yogi, 2004).

Setiap *subwindows* dibandingkan dengan setiap fitur disetiap *stage*. Jika tidak mencapai target maka *subwindows* akan bergerak ke *subwindows* berikutnya dan melakukan perhitungan yang sama dengan proses sebelumnya.



Gambar 2.8. Ilustrasi *Cascade Classifier* (Yogi, 2004)

Berdasarkan **Gambar 2.8**, pada klasifikasi tingkat pertama, tiap subcitra pada *subwindows* diklasifikasi menggunakan beberapa fitur *haar-like*. Jika subcitra mencapai *threshold* maka proses berlanjut ke *stage* berikutnya. Tetapi jika tidak mencapai *threshold* maka *subwindows* ditolak dan proses berlanjut ke subcitra berikutnya.

Pada proses selanjutnya didapat hasil yaitu *subwindows* yang terdeteksi sebagai wajah dan berlanjut ke subcitra berikutnya. Sampai pada akhirnya didapat kandidat

terdeteksi sebagai wajah.



2.6. Gabor Filter 2-D

Filter adalah teknik yang digunakan untuk melakukan ekstraksi ciri dari citra yang ternormalisasi. Tahap ekstraksi ciri bertujuan untuk mendapatkan informasi penting dari tekstur suatu citra.

Gabor Filter 2-D adalah sebuah filter linier yang digunakan untuk mendeteksi tepi. Filter Gabor dikembangkan untuk mensimulasikan kemampuan visual manusia dalam mengamati tekstur benda. Gabor filter diperoleh dengan memodulasi gelombang sinus dengan fungsi Gaussian pada frekuensi dan orientasi tertentu (Lussiana, 2011). Fungsi gabor dua dimensi (2D) memiliki bentuk umum berikut seperti yang diusulkan oleh Daugman (Daugman,1985).

$$G\lambda\theta\varphi\sigma\gamma(x,y) = e^{-\frac{x'^2+y'^2}{2\sigma^2}} \cos(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \varphi) \quad (2.11)$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$$

Berdasarkan persamaa (2.11), dapat dilihat parameter-parameter Gabor Filter 2-D sebagai berikut.

- Lambda (λ) adalah parameter panjang gelombang dari faktor *sinusoidal*. Nilainya ditentukan oleh *pixel*. Nilai yang benar adalah bilangan asli yang sama atau lebih besar dari 2. Nilai $\lambda = 2$ tidak boleh digunakan dalam kombinasi dengan fase $\varphi = -90$ atau $\varphi = 90$ karena dalam kasus ini fungsi Gabor adalah sampel dipenyebaran nol. Untuk mencegah terjadinya efek yang tidak diinginkan di perbatasan citra, nilai panjang gelombang harus lebih kecil dari seperlima dari ukuran citra. Lambda merupakan *invers* dari



frekuensi gelombang dalam fungsi gabor dengan nilai $f = 1/\lambda$. Semakin besar nilai lambda akan memperbesar nilai batas sebuah gelombang.

- Theta (θ) merupakan orientasi normal terhadap garis-garis paralel fungsi Gabor, nilainya ditentukan dalam derajat antara 0 dan 360. Untuk satu konvolusi tunggal, masukkan nilai satu orientasi dan ditetapkan nilai parameter dalam jumlah orientasi satu blok. Jika jumlah orientasi lebih dari satu dan disimbolkan, $N \geq 1$, maka N konvolusi akan dihitung sesuai distribusi antara 0 dan 360 derajat dengan penambahan sebesar $360/N$, mulai dari nilai orientasi awal yang ditentukan. Cara alternatif komputasi konvolusi ganda untuk orientasi yang berbeda membuat daftar nilai orientasi dipisahkan dengan koma (misalnya 0, 45, 110).
- Phi (φ) adalah fase *offset* sebagai faktor kosinus dalam fungsi gabor, nilainya dalam derajat antara -180 dan 180. Untuk nilai antara 0 dan 180 sesuai dengan fungsi pusat simetris sedangkan nilai antara -90 dan 90 sesuai dengan fungsi anti simetris. Jika satu nilai ditentukan, maka satu konvolusi orientasi akan dihitung. Jika suatu daftar nilai yang diberikan (contoh : 0,90 nilai standar), maka konvolusi bertingkat orientasi akan dihitung, satu setiap nilai dari daftar dalam fase *offset*.
- Sigma (σ) standar deviasi dari *Gaussian* faktor menentukan ukuran (linear) dukungan dari fungsi gabor. Nilai σ tidak dapat ditentukan secara langsung tetapi dapat diubah hanya melalui nilai *bandwidth* (b). Nilai *bandwidth* yang

harus ditetapkan sebagai angka positif yang nyata dan standarnya adalah 1. Semakin kecil *bandwidth*, semakin besar nilai σ .

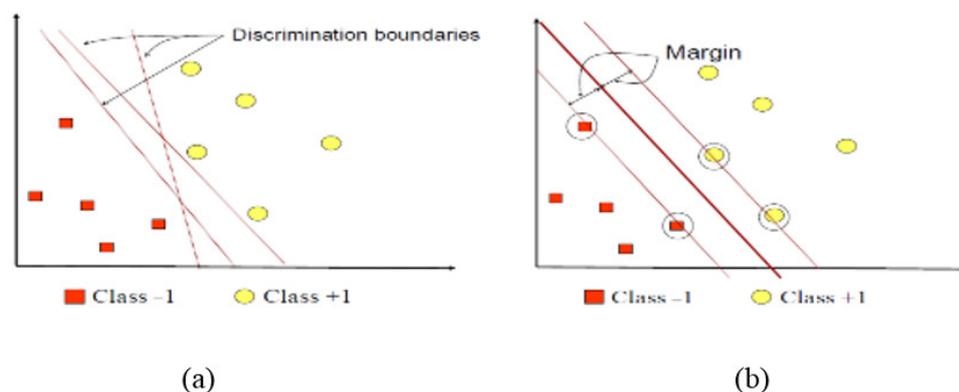


- Gamma (γ) adalah rasio aspek spasial yang menentukan elips dari bentuk fungsi Gabor.

2.7. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah sistem pembelajaran yang menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi-fungsi linier dalam sebuah ruang fitur (*feature space*) berdimensi tinggi, dilatih dengan algoritma pembelajaran yang didasarkan pada teori optimasi dengan mengimplementasikan *learning bias* yang berasal dari teori pembelajaran *statistic* (Krisantus, 2009).

Support Vector Machine (SVM) pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik tahun 1992 sebagai rangkaian harmonis konsep-konsep utama didalam bidang *pattern recognition*. Secara sederhana konsep SVM dapat dijelaskan sebagai usaha mencari *hyperplane-hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah *class* pada *input space* (Colanus dkk, 2017).



Gambar 2.9. SVM berusaha menemukan *Hyperplane* terbaik (Colanus dkk, 2017)

Gambar 2.9 menunjukkan beberapa pola yang termasuk anggota dari dua kelas : +1 dan -1. Pola yang tergabung pada *class* -1 disimbolkan dengan merah, sedangkan pola pada *class* +1, disimbolkan dengan warna kuning.



Problem klasifikasi dapat diterjemahkan dengan alternatif garis pemisah (discrimination boundaries) ditunjukkan pada **Gambar 2.9**. *Hyperplane* pemisah terbaik antara kedua *class* dapat ditemukan dengan mengukur *margin hyperplane* tersebut dan mencari titik maksimalnya.

Margin adalah jarak antara *hyperplane* tersebut dengan *pattern* terdekat dari masing-masing *class*. *Pattern* yang paling dekat ini disebut sebagai *support vector*. Garis *solid* pada **Gambar 2.9** (b) menunjukkan *hyperplane* yang terbaik, yaitu yang terletak tepat pada tengah-tengah kedua *class*, sedangkan titik merah dan kuning yang berada dalam lingkaran hitam adalah *support vector*. Usaha untuk mencari lokasi *hyperplane* ini merupakan inti dari proses pembelajaran pada SVM. Proses pembelajaran SVM adalah untuk menentukan *support vector*, kita hanya cukup mengetahui fungsi kernel yang dipakai, dan tidak perlu mengetahui wujud dari fungsi *non-linear*. Berikut adalah persamaan dari fungsi SVM (Colanus dkk, 2017).

$$f(x) = w^2 \phi(x) + b \quad (2.12)$$

Dimana :

- b adalah Bias
- $x = (x_1, x_2, \dots, x_D)^T$ adalah variabel *Input*
- $w = (w_0, w_1, \dots, w_D)^T$ adalah parameter Bobot
- $\phi(x)$ adalah fungsi transformasi fitur

SVM adalah algoritma yang memiliki kelas metode kernel, yang berakar pada teori belajar statistik. Kernel berfungsi sebagai dasar pembelajaran semua

, algoritma ini bertujuan umum masalah fungsi kernel tertentu. Karena ear hanya dapat mengklasifikasi data dalam linear ruang fitur terpisah.



Fungsi peran kernel untuk mendorong sebuah ruang fitur oleh implisit pemetaan data pelatihan kedalam ruang dimensi yang lebih tinggi dimana data adalah linear terpisah. Tujuan dari SVM adalah untuk merancang cara pembelajaran komputasi yang efisien dalam pemisahan *hyperplane* di dalam ruang fitur berdimensi tinggi.

Dalam algoritma SVM ada trik kernel dimana ada SVM linear dan SVM *nonlinear*. Dimana SVM adalah *hyperplane* linear yang bekerja hanya pada data yang hanya dapat dipisahkan dengan cara linear. SVM *nonlinear* yaitu data yang berdistribusi pada kelas yang tidak linear sering digunakan pendekatan kernel pada fitur awal data set. Dimana kernel dapat diartikan sebagai suatu fungsi yang memetakan fitur data yang memiliki dimensi awal rendah fitur lainnya yang berdimensi lebih tinggi bahkan jauh lebih tinggi. Masalah data yang sifatnya tidak linear, kita memerlukan penggunaan fungsi kernel. Fungsi kernel Polynomial (Colanus dkk, 2017).

$$K(x, y) = (x \cdot y + c)^d \quad (2.13)$$

Dimana :

- (x, y) adalah vektor *input*
- c adalah variabel
- d adalah derajat *polynomial*

2.8. Normalisasi

Normalisasi adalah proses penskalaan nilai atribut atau variabel dari suatu $range$ sehingga nilai-nilai tersebut bisa berada pada *range* tertentu. Beberapa metode normalisasi adalah sebagai berikut (Barakhbah, 2015; Martiana, 2013).



1. *Min-max*

Metode *Min-Max* merupakan metode normalisasi dengan melakukan transformasi *linier* terhadap data asli. Keuntungan dari metode ini adalah keseimbangan nilai perbandingan antar data saat sebelum dan sesudah proses normalisasi. Tidak ada data bias yang dihasilkan oleh metode ini. Kekurangannya adalah jika ada data baru, metode ini akan memungkinkan terjebak pada "*out of bound*" error. Persamaan yang digunakan adalah:

$$new\ data = \frac{(data - min) \times (newmax - newmin)}{(max - min) + newmin} \quad (2.14)$$

Keterangan :

- *new data* = data hasil normalisasi.
- *min* = nilai minimum dari data per kolom.
- *max* = nilai maksimum dari data per kolom.
- *newmin* = batas minimum yang diberikan.
- *newmax* = batas maksimum yang diberikan.

2. *Z-Score*

Metode *Z-Score* merupakan metode normalisasi yang berdasarkan *mean* (nilai rata-rata) dan *standard deviation* (standar deviasi) dari data. Metode ini sangat berguna jika kita tidak mengetahui nilai aktual minimum dan maksimum dari data.

Persamaan yang digunakan adalah:

$$new\ data = \frac{(data - mean)}{std} \quad (2.15)$$



an :

new data = data hasil normalisasi.

- $mean$ = nilai rata-rata dari data per kolom.
- std = nilai dari standar deviasi.

3. *Decimal Scaling*

Metode *Decimal Scaling* merupakan metode normalisasi dengan menggerakkan nilai desimal dari data ke arah yang diinginkan. Persamaan yang digunakan adalah:

$$new\ data = \frac{data}{10^i} \quad (2.16)$$

Keterangan :

- $new\ data$ = data hasil normalisasi.
- i = nilai *scaling* yang diinginkan.

4. *Sigmoidal*

Metode *Sigmoidal* merupakan metode normalisasi data secara *nonlinier* ke dalam *range* -1 - 1 dengan menggunakan fungsi sigmoid. Metode ini sangat berguna pada saat data-data yang ada melibatkan data-data *outlier*. Data *outlier* adalah data yang keluar jauh dari jangkauan data lainnya. Persamaan yang digunakan adalah:

$$new\ data = \frac{(1 - e^{(-x)})}{(1 + e^{(-x)})} \quad (2.17)$$

Keterangan :

- $new\ data$ = data hasil normalisasi.
- e = nilai eksponensial (2,718281828).

$$x = (data - mean) / std.$$



5. Softmax

Softmax merupakan metode normalisasi pengembangan transformasi secara linier. *Output range*-nya adalah 0-1. Metode ini sangat berguna pada saat data-data yang ada melibatkan data-data *outlier*. Persamaan yang digunakan adalah:

$$new\ data = \frac{1}{(1 + e^{(-transfdata)})} \quad (2.18)$$

$$transfdata = \frac{(data - mean)}{(x \times (\frac{std}{2 \times 3,14}}))} \quad (2.19)$$

Keterangan :

- *new data* = data hasil normalisasi.
- *e* = nilai eksponensial (2,718281828).

2.9. Confusion Matrix

Evaluasi hasil klasifikasi dilakukan dengan metode *confusion matrix*. *Confusion Matrix* adalah *tool* yang digunakan untuk melakukan evaluasi mode klasifikasi untuk memperkirakan objek yang benar atau salah. Sebuah *matrix* dari prediksi yang akan dibandingkan dengan kelas sebenarnya atau dengan kata lain berisi informasi nilai sebenarnya dan diprediksi pada klasifikasi (Kholifah dkk, 2016).

Tabel 2.1. *Confusion Matrix* Dua Kelas

Classification	Predicted class	
	Class = Yes	Class = No
Class = yes	A (<i>true positive</i>)	B (<i>false negative</i>)
Class = no	C (<i>false positive</i>)	D (<i>true negative</i>)



Tabel 2.1 dapat dijelaskan sebagai berikut.

- *True positive* (TP) adalah jumlah *record* positif yang diklasifikasikan sebagai positif.
- *False positive* (FP) adalah jumlah *record* negatif yang diklasifikasikan sebagai positif.
- *False negative* (FN) adalah jumlah *record* positif yang diklasifikasikan sebagai negative.
- *True negative* (TN) adalah jumlah *record* negatif yang diklasifikasikan sebagai negatif. Setelah data uji diklasifikasikan maka akan didapatkan *confusion matrix* sehingga dapat dihitung jumlah sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi (Kholifah dkk, 2016).

Sensitivitas adalah proporsi dari *class=yes* yang teridentifikasi dengan benar. Spesifisitas adalah proporsi dari *class=no* yang teridentifikasi dengan benar. Contohnya dalam klasifikasi pelanggan komputer dimana *class=yes* adalah pelanggan yang membeli komputer sedangkan *class=no* adalah pelanggan yang tidak membeli komputer. Diharapkan sensitivitas sebesar 95%, artinya ketika dilakukan uji klasifikasi pada pelanggan yang membeli, maka pelanggan tersebut berpeluang 95% dinyatakan positif (membeli komputer). Apabila dihasilkan spesifisitas sebesar 85%, artinya ketika dilakukan uji klasifikasi pada pelanggan yang tidak membeli, maka pelanggan tersebut berpeluang 95% dinyatakan negatif (tidak membeli) (Kholifah dkk, 2016).



umus untuk menghitung akurasi, spesifisitas, dan sensitivitas pada *confusion matrix* adalah sebagai berikut (Kholifah dkk, 2016).

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2.20)$$

$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{a}{a+b} \quad (2.21)$$

$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{TN+FP} = \frac{d}{c+d} \quad (2.22)$$

