

Pemanfaatan Kamera TOF Smartphone untuk Pencatatan Kehadiran Mahasiswa dengan Metode Face Recognition

Hudi Kusuma Bharata

Program Doktor Teknik Informatika, Universitas Gunadarma
Prodi Teknik Informatika, STMIK Bani Saleh

E-mail: hudi.bharata@gmail.com

Abstrak

Beberapa pendekatan untuk mendeteksi kehadiran manusia dalam situasi tanpa dikontrol dapat ditemukan dalam literatur penelitian namun sering tidak cukup efektif, terbukti dengan terdeteksinya tingkat false positive atau false negatif yang tinggi. Paper ini mengusulkan penggunaan kamera TOF untuk merekam kehadiran orang dengan mendeteksi wajahnya. Metodologi yang diusulkan adalah mendeteksi wajah dari gambar dengan menggunakan algoritma Viola-Jones, kemudian menganalisis hasil deteksi rangkaian gambar untuk membuang hasil false positive. Sistem yang diusulkan adalah solusi untuk menangani pencatatan data kehadiran otomatis setiap hari di organisasi seperti universitas. Wajah yang dikenali akan didaftarkan di lembar kerja digital sebagai siswa yang hadir di kelas. Lembar kerja digital kemudian ditransformasikan menjadi catatan kehadiran siswa ke dalam basis data setiap kelas. Evaluasi eksperimental sementara dari proses yang diusulkan telah menghasilkan hasil yang sangat baik dalam skenario yang tidak terkendali, dan telah berhasil menghilangkan sebagian besar false positive yang terdeteksi.

Kata Kunci: pengenalan wajah, absensi mahasiswa otomatis, kamera TOF, sensor

Pendahuluan

Computer Vision mampu mengenali keberadaan orang dengan menyediakan algoritma untuk mendeteksi wajah manusia dalam gambar [3, 10, 11]. Sensor yang melengkapi kamera TOF (Time-Of-Flight camera), dengan kemampuan menyediakan intensitas data dan jangkauan. Kamera TOF meningkatkan kemampuan deteksi keberadaan wajah manusia tidak hanya melalui informasi visual, seperti warna kulit, bentuk 2D, dan lain sebagainya, tetapi juga mampu mengeksplorasi informasi karakteristik 3D dari wajah manusia, misalnya, area tonjolan hidung disekitar area pipi. Beberapa literatur terbaru membahas lebih lanjut mengenai kamera TOF, misalnya karakteristik fisik kamera TOF [2, 12], atau pemanfaatannya di berbagai bidang penelitian [13, 14]. Paper ini berisi usulan riset pemanfaatan kamera TOF menjadi detektor wajah yang andal. Salah satu hal penting dalam kegiatan belajar mengajar di perguruan tinggi adalah ketika dosen secara langsung akan memanggil setiap mahasiswa untuk membuktikan kehadiran dalam kelasnya. Pencatatan kehadiran mahasiswa merupakan sisi administrasi sangat penting namun sering menjadi problem karena merupakan

pekerjaan berulang dan menyita waktu serta sering tidak akurat.

Kemampuan untuk menghitung proporsi kehadiran mahasiswa menjadi tugas berat karena perhitungan manual rentan menghasilkan kesalahan, dan menghabiskan banyak waktu sehingga pengelolaannya menjadi tantangan berat. Pengembangan otomatisasi system pencatatan kehadiran merupakan komputerisasi metode manual pencatatan kehadiran. Sistem yang diusulkan pada paper ini berusaha untuk mengatasi kendala dan menyediakan fitur seperti deteksi wajah, ekstraksi fitur, deteksi ekstraksi fitur, dan analisis kehadiran mahasiswa [1]. Untuk meningkatkan ketepatan sistem dalam mendeteksi dan mengenali wajah akan melibatkan sejumlah besar fitur (bentuk, warna, local binary patterns, wavelet serta korelasi otomatis) pada wajah[5][6] .

Sistem Kehadiran Berbasis Komputer

Dibawah ini ringkasan beberapa pendekatan system pencatatan kehadiran mahasiswa di kelas.

Biometric Scan

Biometrik berasal dari bahasa Yunani yaitu, bios artinya “hidup” dan metron berarti “ukuran”. Biometrik berarti mengukur karakteristik pembeda (distinguishing traits) pada badan atau perilaku seseorang yang digunakan untuk melakukan pengenalan secara otomatis terhadap identitas orang tersebut, dengan membandingkannya dengan karakteristik yang sebelumnya telah disimpan pada suatu database. Pengertian pengenalan secara otomatis pada definisi biometrik diatas adalah dengan menggunakan teknologi (computer), pengenalan terhadap identitas seseorang dapat dilakukan secara waktu nyata (realtime), tidak membutuhkan waktu berjam-jam atau berhari-hari untuk proses pengenalan tersebut [11] Kebanyakan sistem biometrik menggunakan dua model operasi. Yang pertama adalah modus pendaftaran untuk menambahkan template ke dalam database, dan yang kedua adalah identifikasi, dimana sebuah template dibuat untuk perbandingan individu dan kemudian di cari dalam database [12] Penggunaan biometrik untuk sistem pengenalan memiliki beberapa keunggulan dibanding sistem konvensional (penggunaan password, PIN, kartu, dan kunci), di antaranya [13]:

1. Non-repudation : suatu sistem yang menggunakan teknologi biometrik untuk melakukan suatu akses, penggunaannya tidak akan menyangkal bahwa bukan dia yang melakukan akses atau transaksi. Hal ini berbeda dengan penggunaan password atau PIN. Pengguna masih dapat menyangkal atas transaksi yang dilakukannya, karena PIN atau password bisa dipakai bersama-sama.
2. Keamanan (security) : sistem berbasis password dapat diserang menggunakan metode atau algoritma brute force, sedangkan sistem biometrik tidak dapat diserang dengan cara ini, karena sistem biometrika membutuhkan kehadiran pengguna secara langsung pada proses pengenalan.
3. Penyaringan (screening) : proses penyaringan untuk mengatasi seseorang yang menggunakan banyak identitas, seperti teroris yang dapat menggunakan lebih dari satu paspor untuk memasuki satu negara. Sebelum menambahkan identitas seseorang ke sistem, perlu dipastikan terlebih dahulu bahwa identitas orang tersebut belum terdaftar sebelumnya. Untuk mengatasi masalah tersebut maka diperlukan proses penyaringan identitas yang mana sistem konvensional tidak dapat melakukannya. Biometrik mampu menghasilkan atau menyaring beberapa informasi sidik jari atau wajah yang mirip dengan sidik jari atau wajah yang dicari.

Pada penelitian ini yang digunakan adalah system

biometric sidik jari (finger print) dengan cara kerjanya sbb:

1. Sidik jari siswa dipindai dan disimpan dalam database.
2. Untuk menandai kehadiran mereka, siswa harus menggunakan sistem biometrik sebelum perkuliahan dimulai.
3. Sistem terpusat menyimpan semua data dan bertanggung jawab untuk mengelola data kehadiran mahasiswa.

Kartu ID

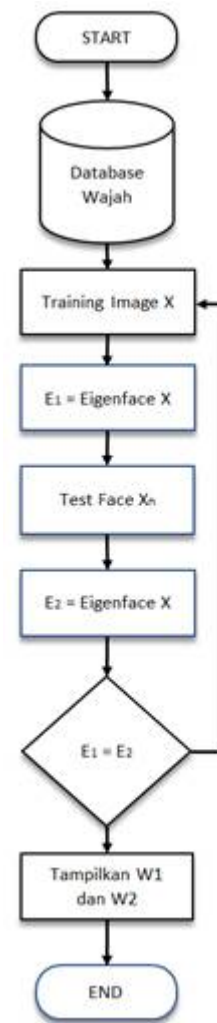
Kartu ID biasanya terbuat dari bahan PVC (Poly Vinyl Chloride) berupa kartu plastik dengan material PVC dengan ukuran CR80 (85,5mm X 53,6mm) dan tebal 30 mil. Kartu ini biasanya digunakan sebagai kartu ATM, kartu kredit, kartu mahasiswa, kartu NPWP dll memakai ketebalan 30 mil dan ukuran standard CR80 (85,5mm X 53,6mm) setelah dilengkapi dengan disain identitas penerbit kartu. Kartu ini biasanya dilengkapi dengan pita magnetic untuk menyimpan data yang diperlukan. Magnetic yang digunakan biasanya terdiri dari salah satu dari 2 jenis yaitu jenis HiCo (High Coercivity) dan LoCo (Low Coercivity). Kartu PVC bisa digunakan untuk jenis kartu :

1. Kartu Magnetic (Magnetic Card). Kartu Magnetic Stripe adalah salah satu jenis kartu yang mampu menyimpan data dalam sebaris pita magnetic, biasanya terletak dibagian belakang kartu. Pita magnetik pada kartu dapat dibaca ketika ada kontak fisik dengan cara menggesekkannya melewati mesin pembaca atau card reader. Strip pita magnetik menyimpan data binary berupa nomor akses data pada komputer,. Kartu Magnetik bisa digunakan untuk menyimpan berbagai macam data, diantaranya adalah untuk menyimpan data mahasiswa.
2. Kartu berbasis barcode. Pada kartu akan diberikan cetakan sederet garis vertical dengan ketebalan strip berbeda. Kartu hanya dapat di baca dengan sensor inframerah dari card reader. Sendor tersebut menembakkan laser infra merah pada barcode dan kemudian dipantulkan dan ditangkap oleh computer sebagai suatu kode angka atau huruf.
3. Kartu Proximity atau Prox Card adalah contactless card yang bisanya digunakan akses system sekuriti atau system pembayaran. . Frekuensi yang biasa digunakan adalah 125 kHz dan 13.56 Mhz untuk generasi terbaru kartu dan pembacanya. Proximity Card sering disebut dengan nama RFID contactless smart card. Standarisasi kartu menggunakan ISO/IEC 14443 (jarak baca kartu)

dan ISO/IEC 15693 dengan. jarak baca antara 0 cm sampai dengan 8 cm. Komponen kartu terdiri dari rangkaian IC, kapasitor dan kumparan yang terhubung secara paralel.

4. Kartu Mifare Sejenis kartu semi konduktor yang diproduksi oleh NXP (philips) yang sering digunakan untuk public transportation, parking, ID card, sistem absensi, tiket, kartu kredit, kartu toll, dan masih banyak aplikasi lainnya. Frekuensi yang umum digunakan pada kartu dan alat pembacanya (card reader) adalah 13.56 MHz.
5. Kartu EM EM card secara umum sering disebut juga kartu proximity akan tetapi secara umum karakteristik dasar kartu ini tidak memiliki memory untuk menyimpan data seperti kartu mifare. Kartu EM banyak digunakan dalam akses kontrol system dimana dengan karakteristik dasar kartu EM yaitu frekuensi yang unik maka sangat memungkinkan untuk digunakan dalam security system.
6. Kartu Chip Kartu chip adalah smart card yang memiliki karakteristik yaitu merupakan Integrated Circuit Card (ICC) atau secara kasat mata kita dapat melihat ada rangkaian circuit di lempengan metal yang biasanya berwarna keemasan atau silver. Selain itu kartu chip juga memiliki memori yang mampu menampung data. Jenis kartu chip ini saat ini digunakan secara besar-besaran untuk kartu kredit, bahan utama kartu chip ini biasanya adalah PVC. cara kerjanya adalah chip pada kartu di pasang pada slot khusus yg menghubungkan antara kartu dengan komputer, dimana informasi akan di upload ke dalam chip kartu. Ciri dasar kartu chip adalah :

- (a) Ukuran dengan Standard ISO / IEC 7810 (85,60 mm X 53,98 mm). Menggunakan system keamanan crypto processor. Mampu berkomunikasi dengan perangkat pembaca dan penulis kartu[13].
- (b) Pemanfaatan kartu PVC magnetic stripe untuk absensi mahasiswa biasanya adalah sbb:
- (c) Kartu Mahasiswa ID perguruan tinggi dilengkapi dengan magnetic stripe yang dapat dipindai oleh alat pembaca di ruang kelas. Kartu dipindai sebelum setiap kelas untuk menandai kehadiran siswa. Server diperbarui setiap sepuluh menit Setiap pengajar mendapatkan daftar semua mahasiswa yang hadir setelah setiap kelas selesai. Portal online memungkinkan akses ke siswa untuk melihat kehadiran mereka saat ini.



Gambar 1: Urutan Deteksi Wajah

Algoritma

Algoritma yang digunakan untuk pengenalan wajah terdiri dari berbagai jenis, diantaranya:

1. Eigen face

Eigen face merupakan suatu algoritma yang menggunakan Principal Component Analysis (PCA) untuk mengurangi kebutuhan dimensional serta mencari vektor terbaik untuk mendistribusikan citra wajah ke dalam ruang wajah yang ada. Untuk membentuk principal component sejumlah m Eigen vector digunakan sesuai dengan distribusi eigen value. Eigen vector dan eigen value didapatkan dari matriks kovarian yang di-generate dari citra wajah yang dilatihkan. Eigen vector diurutkan berdasarkan eigen valuenya (tinggi ke rendah) dan dipilih sebanyak m Eigen vector pertama untuk membentuk principal component [3]. Eigen face pada dasarnya adalah himpunan eigen vector. Eigen vector diturunkan dari sebuah matriks kovarian dari ruang vektor yang mungkin dari wajah-wajah

manusia. Untuk mendapatkan Eigen face, sejumlah himpunan gambar citra wajah diambil di bawah kondisi pencahayaan sama kemudian dilakukan normalisasi ke ukuran resolusi pixel yang sama. Eigen face kemudian diekstrak dari data citra dengan menggunakan PCA. PCA dikenal sebagai teknik untuk mereduksi dimensi dengan mentransformasi sejumlah variable berkorelasi ke dalam sejumlah kecil variabel tidak berkorelasi. Eigen face akan tampak seperti area gelap dan terang yang disusun ke dalam pola tertentu. Secara umum langkah pada algoritma Eigen face dapat dilihat pada Gambar 1, dan langkah detail adalah [5]:

1. Membuat himpunan citra wajah untuk pelatihan. Citra wajah harus mempunyai resolusi serta align yang sama. Citra ini pada dasarnya adalah sebuah matriks dimana dimisalkan Γ_i adalah matriks yang merepresentasikan citra wajah.
2. Menghitung matriks nilai tengah Ψ dengan persamaan berikut:

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (1)$$

3. Selanjutnya adalah mencari selisih ϕ training image dengan nilai tengah. Kemudian kurangkan nilai rata-rata dari tiap wajah.

$$\phi = \Gamma_i - \Psi \quad (2)$$

4. Menghitung matriks kovarian

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \phi_n \phi_n^T = AA^T \quad (3)$$

5. Menghitung Eigen vector dan eigen value dari matriks kovarian. C adalah matrik kovarian. Skalar λ disebut sebagai suatu nilai eigen atau nilai karakteristik (characteristic value) jika terdapat suatu vektor tak nol v , sehingga:

$$Cv = \lambda v \quad (4)$$

Vektor v disebut Eigen vector (vektor eigen) dari λ .

6. Pilih principal component, ambil k Eigen vector dengan nilai eigen value terbesar dari M citra. Semakin tinggi nilai eigen value maka semakin banyak karakteristik fitur berkorespondensi dengan eigen value dapat dijelaskan.
7. Mengubah citra ke komponen Eigen face. Setiap wajah (dikurangi citra rata-rata) dapat direpresentasikan sebagai kombinasi linier

dari M Eigen vector terbaik. Jika jumlah data di ruang citra lebih kecil dari dimensinya ($M < N^2$) maka hanya akan ada $M - 1$ Eigen vector yang berarti. Sisanya akan berasosiasi dengan eigen value nol. Pada kasus ini Eigen vector berdimensi dapat diselesaikan dengan menyelesaikan Eigen vector dari matriks $M \times M$. Dari persamaan 4 didapatkan

$$AA^T v = \lambda v \quad (5)$$

Dengan mengalikan kedua ruas dengan A didapatkan

$$AA^T A v = \lambda v \quad (6)$$

Hal ini berarti bahwa Av adalah Eigen vector dari $C = AA^T$ Dari analisis sebelumnya dibentuk $M \times M$ matriks $L = A^T A$ dengan

$$L_{mn} = \phi_m^T \phi_n \quad (7)$$

Eigenvector dari matriks L merupakan ombinasi linier dari M citra wajah untuk membentuk Eigen face μ_i

$$\mu_i = \sum_{k=1}^m \mu_i \phi_k, l = 1 \dots M \quad (8)$$

Citra wajah akan diproyeksikan ke ruang wajah dengan persamaan), $k = 1 \dots M'$

$$W_k = \mu_k^T (\Gamma - \Psi), k = 1 \dots M' \quad (9)$$

M' adalah jumlah Eigen vector yang digunakan. Hasil dari proyeksi digunakan untuk membentuk vektor fitur Ω .

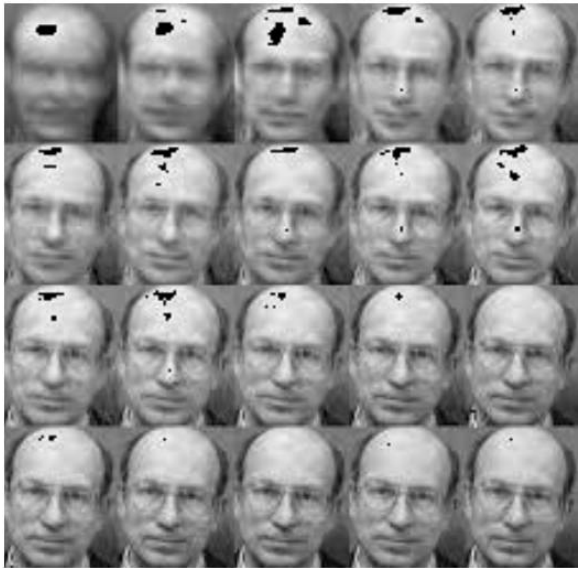


Gambar 2: Kombinasi Linier Eigen face[5]

Setiap citra wajah pelatihan dapat direpresentasikan dalam basis ini oleh sebuah vector :

1. Algoritma Eigen face mengekstraksi informasi yang diperlukan dari suatu gambar dan menyandikannya.
2. Untuk mendapatkan variasi gambar, setiap orang diambil foto wajahnya beberapa kali.
3. Untuk kumpulan gambar wajah, vektor eigen dan matrik co-variansnya dihitung dan disimpan [7].

4. Kumpulan data membantu menghasilkan variasi untuk system karena setiap gambar mewakili vektor eigen,
5. Representasi vektor eigen ini disebut wajah eigen.



Gambar 3: Contoh Eigen Faces[7]

2. Line Edge Map

Line Edge Map Edge Information (LEM) adalah fitur representasi objek dengan kepekaan cahaya rendah. Edge map banyak digunakan di berbagai bidang pengenalan pola, namun jarang digunakan untuk pengenalan wajah [9]. Gambar tepi suatu objek dapat digunakan untuk pengenalan objek dan dapat digunakan untuk mencapai akurasi sama dengan gambar gray-level. Laporan yang disebutkan di atas memanfaatkan edge map untuk mengukur kesamaan gambar wajah dengan akurasi mencapai 92%. Pendekatan Line Edge Map, yang diusulkan dalam [9] mengekstrak garis dari edge map wajah sebagai suatu fitur. Pendekatan ini dapat dianggap sebagai kombinasi pencocokan template dengan pencocokan fitur geometris. Line Edge Map mengintegrasikan informasi struktural dengan informasi spasial dari gambar wajah dengan mengelompokkan piksel edge map wajah ke segmen garis. Setelah menipiskan edge map, proses pemasangan garis poligonal diterapkan untuk menghasilkan LEM wajah. Contoh wajah manusia LEM diilustrasikan pada Gambar 4. Dalam metode ini pencocokan garis dilakukan untuk memetakan fitur [5] [9] dari wajah. Algoritma LEM menggunakan fitur wajah yang paling menonjol; terutama mata, hidung dan mulut yang memiliki karakteristik tersendiri. Gambar warna dikonversi ke skala abu-abu untuk mengamati dan mengekstrak kesamaan

di wajah. Algoritma pendeteksian tepi sobel digunakan untuk menyandikan gambar skala abu-abu ke dalam peta tepi biner. [9] [10] Teknik ini dikembangkan dengan mempelajari bagaimana kita manusia mengingat wajah orang lain



Gambar 4: Contoh Line Edge Mapping[9]

3. Neural Networks

Penggunaan jaringan saraf sering karena non-linearitasnya dalam jaringan, sehingga langkah ekstraksi fiturnya lebih efisien daripada metode linear Karhunen-Loève. Salah satu teknik Jaringan Syaraf Tiruan (JST) pertama yang digunakan untuk pengenalan wajah adalah jaringan adaptif layer tunggal (WISARD) yang berisi jaringan terpisah untuk setiap individu disimpan. Cara membangun struktur jaringan saraf sangat berpengaruh pada keberhasilan dan sangat tergantung pada aplikasi yang digunakan. Untuk deteksi wajah, persepsi multilayer dan jaringan saraf konvolusi telah diterapkan. Jaringan konvolusional mengekstraksi fitur-fitur yang lebih besar secara berurutan dalam kumpulan lapisan hierarkis dan menyediakan invarian parsial untuk terjemahan, rotasi, skala, dan deformasi. Peneliti melaporkan 96,2% pengenalan benar dari database ORL yang berisi 400 gambar dari 40 orang. Waktu klasifikasi kurang dari 0,5 detik, tetapi waktu pelatihan selama 4 jam. Pekerjaan penelitian di [4] menggunakan Probabilistic Decision-Based Neural Network (PDBNN) yang mewarisi struktur modular dari pendahulunya. Sistem identifikasi biometrik berbasis PDBNN memiliki kelebihan dari jaringan saraf dan pendekatan statistik, dan prinsip komputasi terdistribusi relatif mudah untuk digunakan. diimplementasikan pada komputer paralel. Dilaporkan bahwa pengenalan wajah PDBNN memiliki kemampuan mengenali hingga 200 orang dan dapat men-

capai tingkat akurasi benar hingga 96% dalam waktu sekitar 1 detik. Secara umum, pendekatan jaringan saraf menghadapi masalah ketika jumlah kelas (individu) meningkat. Selain itu, PDBNN tidak cocok untuk uji pengenalan gambar model tunggal karena diperlukan beberapa gambar model per orang untuk melatih sistem dengan setting parameter optimal.

4. Geometrical Feature Matching Techniques

Teknik pencocokan fitur geometris didasarkan pada perhitungan sekumpulan fitur geometris dari gambar wajah. Pengenalan wajah dapat dilakukan pada gambar resolusi rendah sampai dengan 8x6 piksel. Konfigurasi secara umum dapat digambarkan oleh vektor yang mewakili posisi dan ukuran fitur wajah utama, seperti mata dan alis, hidung, mulut, dan bentuk garis wajah. Sistem tersebut mencapai kinerja puncak tingkat pengenalan sebesar 75% dengan database berisi 20 orang menggunakan dua gambar per orang, satu sebagai model dan yang lainnya sebagai gambar uji. Pekerjaan di [8] secara otomatis mengekstraksi seperangkat fitur geometris dari wajah, seperti lebar dan panjang hidung, posisi mulut, dan bentuk dagu. Ada 35 fitur yang diekstraksi dari vektor 35 dimensi. Pengenalan kemudian dilakukan dengan classifier Bayes. Hasilnya dilaporkan akurasinya sebesar 90% pada database berisi 47 orang. Proses pencocokan menggunakan informasi yang disajikan dalam representasi grafis topologi dari poin fitur. Setelah mengkompensasi lokasi sentroid yang berbeda, dua nilai biaya, biaya topologi, dan biaya kesamaan, dievaluasi. Akurasi kecocokan pengenalan terbaik terhadap orang yang tepat antara 86% - 94% untuk tiga wajah. Pencocokan fitur geometris berdasarkan jarak antara fitur saat ini merupakan yang paling bermanfaat dalam menemukan kecocokan pada database besar seperti album foto untuk Mug. Namun, secara umum algoritma otomatisasi fitur lokasi wajah saat ini masih belum mampu memberikan tingkat akurasi tinggi dan sering memerlukan waktu lama untuk komputasi.

5. Morphable Face Model

Model wajah Morphable didasarkan pada representasi ruang vektor wajah yang direkonstruksi sedemikian rupa sehingga setiap kombinasi vektor cembung dengan bentuk dan ukuran tekstur wajah manusia. Penyesuaian model morphable 3D ke gambar pengenalan gambar dapat dilakukan dengan cara berikut: Paradigma 1: Setelah memasang model, pengenalan dapat didasarkan pada koefisien model yang mewakili bentuk intrinsik dan tekstur wajah, dan tidak tergan-

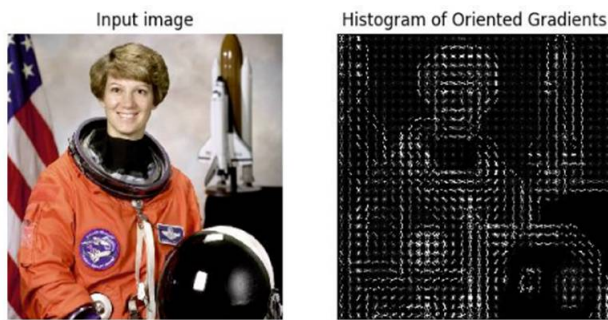
tung pada kondisi pencitraan, Paradigma 2: Rekonstruksi wajah tiga dimensi juga dapat digunakan untuk menghasilkan tampilan sintetis gambar probe dari galeri. Pandangan sintetis kemudian ditransfer ke sistem pengenalan berbasis sudut pandang. Publikasi di [8] menggabungkan model 3D berkemampuan deformasi dengan simulasi grafis komputer proyeksi serta pencahayaan gambar wajah seseorang; menyebabkan algoritma secara otomatis memperkirakan bentuk, tekstur, dan semua parameter adegan 3D yang relevan. Pencahayaan tidak terbatas pada refleksi Lambert, tetapi memperhitungkan refleksi specular dan bayangan yang memiliki pengaruh besar pada tampilan kulit manusia. Pendekatan ini didasarkan pada model wajah 3D dengan properti spesifik wajah. Properti ini dipelajari secara otomatis dari kumpulan data 3Dscans. Model morphable mewakili bentuk dan tekstur wajah sebagai vektor dalam ruang wajah berdimensi tinggi, dan melibatkan fungsi kerapatan probabilitas wajah alami dalam ruang wajah. Algoritme yang disajikan dalam [9] memperkirakan semua parameter 3Dscene secara otomatis, termasuk posisi kepala dan orientasi, panjang fokus kamera, dan arah pencahayaan. Persentase kebenaran identifikasi pada basis data CMU-PIE, berdasarkan galeri tampilan samping, adalah 95% dan persentase yang sesuai pada set FERET, berdasarkan gambar galeri tampilan depan adalah 95,9%.

6. Histogram of oriented gradients (HOG)

HOG (Histogram of Oriented Gradients) pertama kali diperkenalkan oleh Dalal dan Triggs (2005) untuk deteksi manusia [3]. Namun dalam perkembangannya, penelitian dilakukan untuk mendeteksi objek yang beragam, seperti kendaraan, wajah manusia, pengenalan karakter tulisan manusia, dan lain-lain. Metode HOG sebagai metode ekstraksi fitur lebih unggul daripada metode ekstraksi fitur lain karena HOG beroperasi pada cell lokal dan penampilan lokal objek dan bentuk bisa dikarakterisasi lebih baik oleh distribusi gradient intensitas lokal atau edge direction[3], selain itu HOG invariant (tidak berubah) untuk transformasi geometric dan photometric karena ketika cell dirotasi maupun ditranslasi tidak akan memberikan pengaruh pada nilai HOG.

Teknik ini dapat diterapkan untuk mendeteksi objek maupun wajah. Semua gambar yang digunakan dikonversi ke skala abu-abu dan setiap piksel dalam gambar ini di beri bilangan bulat. Setiap piksel membandingkan nilainya dengan piksel tetangganya. [1] Motif utama adalah untuk menemukan daerah gelap wajah pada gambar. Arah ke daerah gelap akan di-

tunjukkan dengan panah putih. Setiap piksel gambar dilakukan pengolahan.



Gambar 5: Contoh Histogram[3]

7. Kamera Time-Of-Flight (TOF)

Kamera Time-of-Flight (TOF) sangat mirip dengan kamera lainnya. Namun, kamera tersebut sudah dilengkapi dengan sensor kedalaman yang memungkinkannya untuk membuat gambar tiga dimensi dengan kedalaman bidang yang baik. Sensor TOF menggunakan lampu IR untuk membuat representasi tiga dimensi dari obyek di bidang pandangnya. TOF adalah pengukuran waktu yang diambil oleh suatu obyek atau gelombang untuk melintasi jarak yang ditentukan melalui media, dan selanjutnya, menggunakan informasi yang dihasilkan untuk mempelajari lebih lanjut tentang sifat-sifat berbeda dari objek atau media. TOF dipasarkan pada produk masing-masing pabrikan dengan nama yang berbeda-beda, misalnya sensor jangkauan, sensor 3D hingga sensor depth vision (Samsung). Namun, semuanya menggunakan teknologi yang sama untuk menangkap gambar detail dengan bokeh yang jelas [14]. Selain di produk Smartphone, sensor TOF juga digunakan pada bidang identifikasi objek, pengenalan gerakan, pengemudian otonom, Augmented Reality (AR) / Virtual Reality (VR),

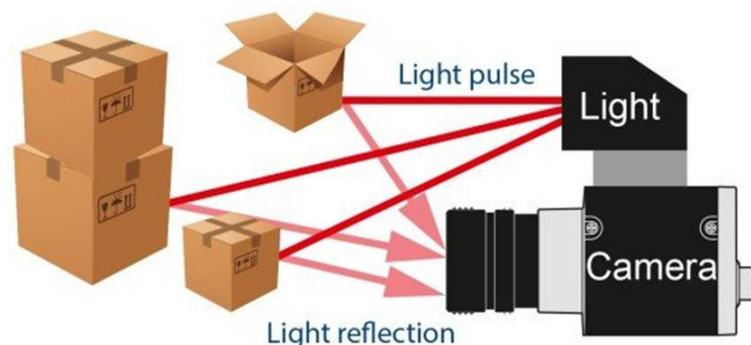
konsol game dsb [14].

Selain fitur menarik yang disediakan oleh kamera TOF, terdapat beberapa keterbatasan antara lain:[14] Resolusi rendah. Kamera yang digunakan memiliki resolusi 176 x 144 piksel. Tidak cocok untuk adegan yang sangat dinamis. Ketika sebuah adegan menyajikan objek bergerak cepat, jarak yang diukur cenderung mengalami kesalahan besar. Akurasi pengukuran jarak dipengaruhi oleh warna dan jenis bahan benda.

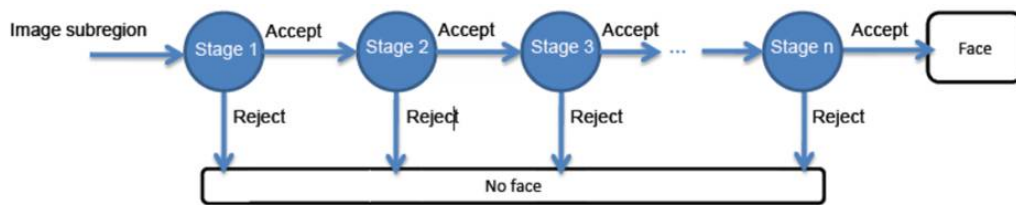
8. Algoritma Viola-Jones

Algoritma Viola-Jones adalah framework object- recognition yang mampu mendeteksi fitur-fitur citra secara real-time. Algoritma Viola-Jones bekerja dalam 2 (dua) tahapan, yaitu: Training Deteksi Viola-Jones dalam melatih (training) computer menggunakan 2 (dua) macam classifier, yaitu facial classifier dan non-facial classifier agar computer mampu mengenali bagian dari citra yang termasuk wajah atau bukan wajah. [16] Viola-Jones classifier menerapkan tes peningkatan kompleksitas secara berkelanjutan, pada gambar (lihat gambar 7). Tahap pertama kaskade adalah wilayah sederhana dan cepat dibuang karena tidak cocok dengan fitur wajah manusia umum, mis. area mata lebih gelap daripada bagian hidung. Tahap selanjutnya semakin selektif dan kompleks, meminimalkan tingkat false positive, dengan mengorbankan beban komputasi yang lebih tinggi.

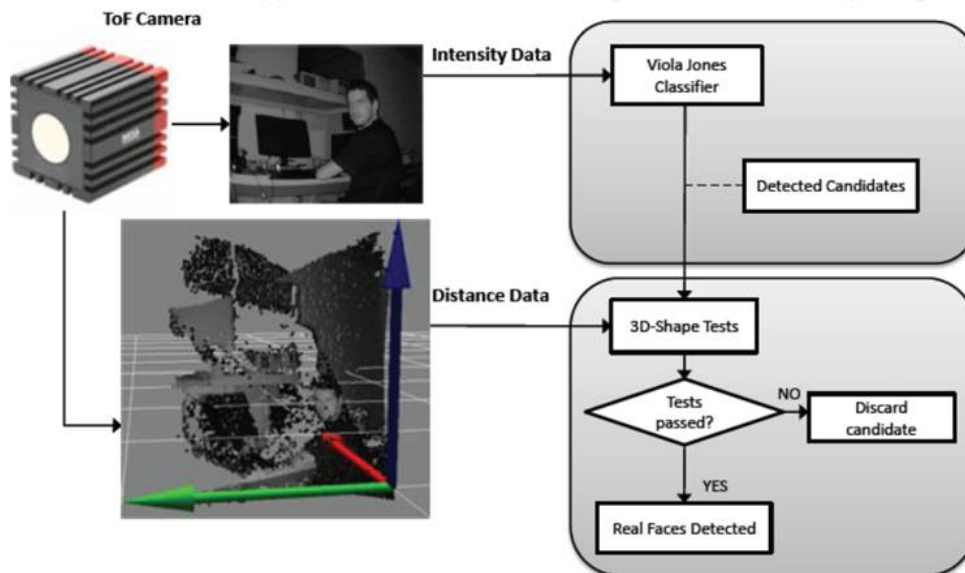
Setelah classifier ditraining dengan sederet gambar video, jendela geser 20x20 piksel akan berjalan, memeriksa semua bidang secara berkelanjutan. Jendela geser akan mendeteksi wajah di lokasi dan skala yang berbeda. Ukuran jendela geser Viola-Jones classifier dengan resolusi rendah dari kamera TOF mampu mendeteksi wajah yang diambil dari jarak hingga 2,5 meter.



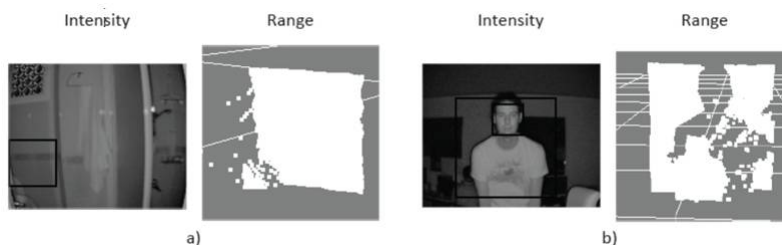
Gambar 6: Cara kerja kamera ToF [14]



Gambar 7: Struktur urutan detector wajah[16].



Gambar 8: Skema proses dua tahap deteksi wajah.[10]



Gambar 9: False positive terdeteksi karena region rata. b) False positive karena ukuran wajah abnormal dari jarak tersebut [10]

Metode Penelitian

Tujuan mengembangkan proses deteksi wajah menggunakan kamera TOF adalah menghasilkan jumlah false positive seminimal mungkin dan mempertahankan tingkat deteksi tinggi. Pendekatannya adalah membagi menjadi dua langkah (lihat Gambar 8): yang pertama menerapkan classifier Viola-Jones[10] di atas gambar untuk menentukan sekumpulan kandidat wilayah yang mungkin mengandung wajah manusia. Pada langkah kedua, kandidat yang dihasilkan diperiksa terhadap bentuk 3D yang beroperasi pada sekumpulan gambar. Fase kedua ini bertujuan membuang false positive dari

tahap pertama.

3D-Shape Tests

Untuk mengatasi masalah banyaknya false positive, diusulkan langkah kedua di mana tes bentuk 3D diterapkan pada gambar untuk mengkonfirmasi keberhasilan kandidat. Setiap tes memeriksa apakah fitur bentuk 3D tertentu ada di wilayah kandidat atau tidak, kemudian akan mengidentifikasi dan menghilangkan berbagai jenis false positive. Gambar 9a dan 9b menunjukkan beberapa contoh false positive terdeteksi oleh dua tes tersebut.

Test #1: Flat region

Tes pertama didasarkan pada fakta bahwa wajah manusia tidak rata. Contoh dari jenis false positive ini ditunjukkan pada Gambar 9a. Tes ini diimplementasikan dengan menghitung matriks kovarians, C , dari posisi spasial (x, y, z) piksel yang sesuai dengan area kandidat. Nilai eigen dari matriks C memberikan informasi tentang distribusi spasial piksel yang membentuk area. Semakin rendah nilai eigen, semakin bagus area tersebut. Alasan yang sama dapat dinyatakan untuk menghitung standar deviasi koordinat z (jarak ke kamera), namun dalam penelitian terdapat masalah untuk wajah yang agak miring.

Test #2: Size-distance ratio

Tes ini membuang kandidat yang tidak sesuai dengan ukuran wajah manusia yang diharapkan pada jarak tertentu. Gambar 9b adalah contoh false positive yang terdeteksi oleh tes ini. Ukuran normal wajah manusia rata-rata adalah 290 cm² dengan penyimpangan sampai dengan 60 cm². Angka tersebut diperoleh dengan menganalisis sekitar 10.000 gambar wajah.

Test #3: Struktur Wajah

Tes ini mengeksploitasi fakta bahwa wajah manusia memiliki morfologi umum sama.. Kedalaman area ke kamera harus mampu memverifikasi karakteristik tertentu dari wajah manusia. Sebagai contoh, daerah yang mungkin mengandung hidung harus menonjol sehubungan dengan subregional lateral, yang sesuai dengan pipi, yaitu 4 dan 6. Dalam pelaksanaan tes, posisi masing-masing area dite-

apkan sebagai pusat massa piksel di dalamnya. 5 (lima) perbandingan dilakukan untuk memeriksa apakah bagian tengah dari tiga baris dan dari kedua diagonal lebih dekat ke kamera daripada bagian samping. Berikut ini perbandingannya pada bidang $x-y$: Misalkan AWAS menjadi garis lurus yang menghubungkan pusat massa dari daerah sisi, dan biarkan $P_c = (y_c, x_c)$ menjadi pusat massa dari wilayah pusat yang kita periksa jika wilayah pusat lebih dekat ke kamera daripada daerah sisi, yaitu jarak AWAS harus positif. Pemeriksaan ini dilakukan untuk lima kasing (3 baris + 2 diagonal).

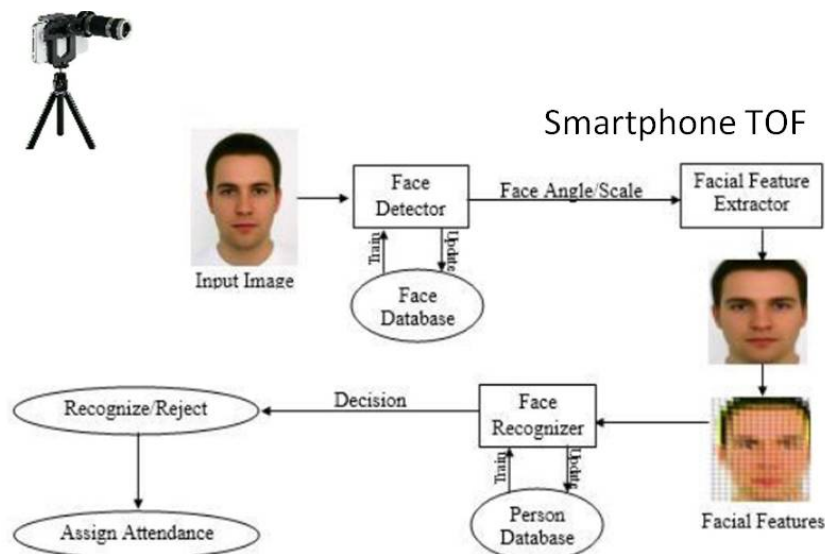
Pembahasan

Tujuan dari sistem yang diusulkan adalah untuk menangkap wajah setiap mahasiswa dan menyimpannya dalam database kehadiran, alur proses sistem disajikan pada Gambar 10. Wajah mahasiswa perlu dicapture sedemikian rupa sehingga semua fitur wajah terdeteksi, termasuk mengenali tempat duduk dan postur mahasiswa apabila diperlukan. Dosen tidak perlu mencatat secara manual kehadiran di kelas karena system telah merekam video, melakukan pemrosesan wajah serta memperbarui database kehadiran.

Capture video:

Kamera dipasang pada jarak tertentu di dalam ruang kelas untuk mengambil video dari gambar seluruh mahasiswa di kelas, sebagai contoh pada Gambar 11.

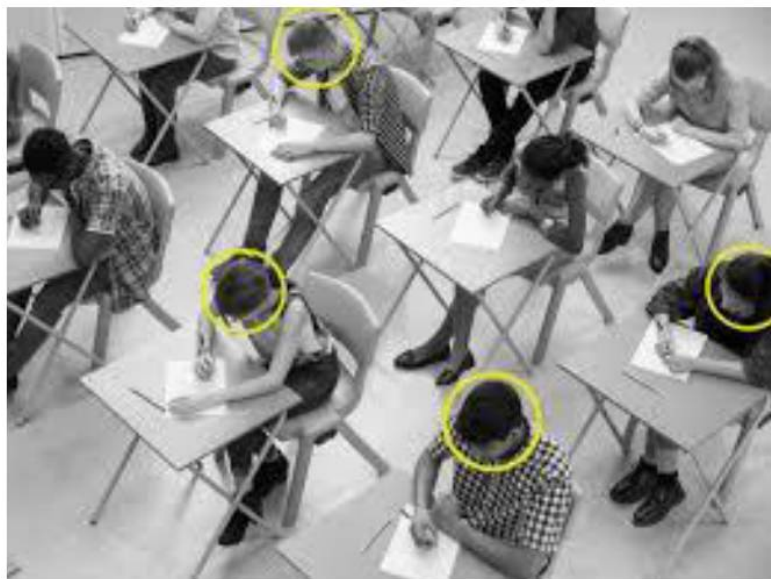
Separate as frames from the video: Video yang diambil kemudian dikonversi menjadi bingkai per detik (fps) untuk mendeteksi dan mengenali wajah mahasiswa sehingga menghasilkan basis data kehadiran.



Gambar 10: Alur Proses Sistem[14]



Gambar 11: Ilustrasi Perkuliahan



Gambar 12: Pencarian Wajah

Face Detection:

Deteksi wajah adalah proses di mana gambar, diberikan sebagai input untuk menemukan wajah, kemudian gambar dibersihkan untuk memudahkan pengenalan wajah. Salah satu jenis algoritma yang digunakan adalah Algoritma Convolutional Neural Network (CNN), yaitu algoritma neural network yang mampu mendeteksi dan mengenali obyek pada suatu file citra [15].

Face Recognition:

Setelah selesai mendeteksi dan memproses wajah, kemudian dilakukan perbandingan dengan wajah yang ada di database mahasiswa untuk mencatat kehadiran mahasiswa.

Post-Processing:

Mekanisme pasca pemrosesan melibatkan proses memperbarui nama mahasiswa yang hadir pada setiap perkuliahan kedalam database kehadiran. Pada penelitian ini pembaharuan database kehadiran mahasiswa dilakukan dengan proses export data

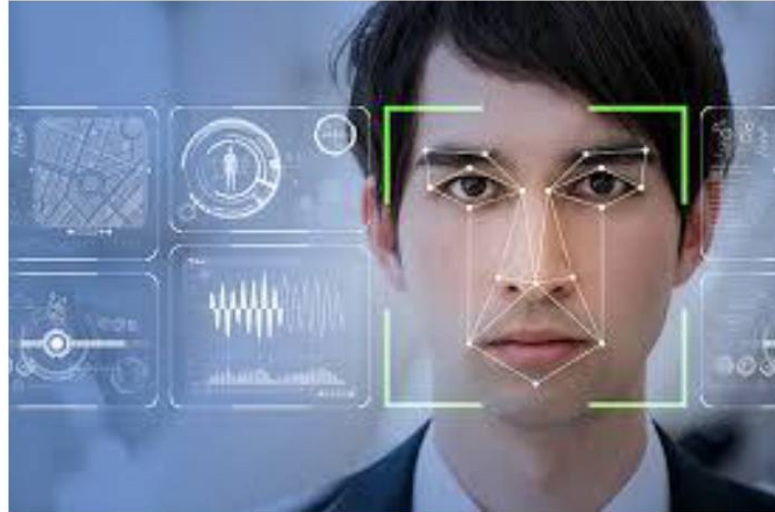
dari database ke file worksheet[15]. File tersebut kemudian dibandingkan dengan lembar excel yang berisi mahasiswa yang hadir pada perkuliahan. Setiap mahasiswa yang cocok dengan kedua worksheet tersebut akan diberi flag data valid. Worksheet hasil pencocokan kemudian akan diupload ke database kehadiran mahasiswa sebagai record baru kehadiran tanggal dan matakuliah tertentu. Selain disimpan di database, data kehadiran dapat dikirim ke orang tua atau wali siswa untuk melaporkan kinerja mahasiswa.

Penutup

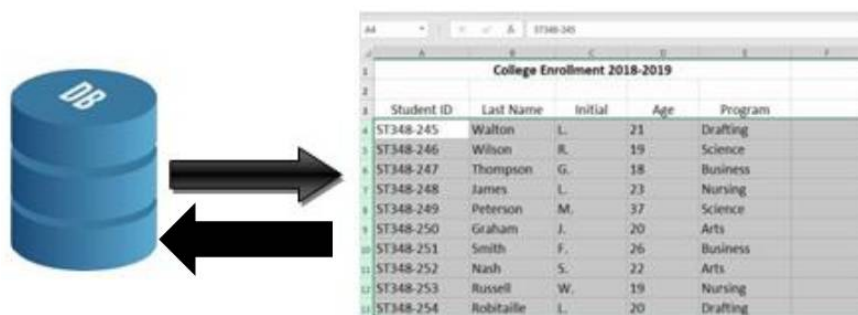
Dengan demikian, tujuan dari Paper ini adalah untuk menangkap video mahasiswa, mengubahnya menjadi bingkai, menghubungkannya dengan database untuk memastikan ada atau tidaknya mereka, menandai kehadiran siswa tertentu untuk menjaga catatan. Sistem Kehadiran Kelas Otoma-

tis membantu meningkatkan akurasi dan kecepatan yang pada akhirnya mencapai kehadiran real-time presisi tinggi untuk memenuhi kebutuhan evaluasi kelas otomatis. Untuk kepentingan penelitian lebih lanjut, beberapa isu dibawah ini perlu diperhatikan lebih lanjut: Sistem Kehadiran Otomatis dapat diterapkan di area yang lebih besar seperti di ruang

seminar yang mampu mendeteksi kehadiran banyak orang sekaligus. Kondisi pencahayaan kelas yang kurang baik dapat mempengaruhi kualitas gambar yang secara tidak langsung menurunkan kinerja sistem, namun dapat diatasi pada tahap terakhir dengan meningkatkan kualitas video atau dengan menggunakan beberapa algoritma sekaligus.



Gambar 13: Pengenalan Wajah[15]



Gambar 14: Tahapan Pemrosesan Data

Daftar Pustaka

- [1] R. S. Bharadwaj, T. S. Rao, and T. R. Vinay, "Attendance management using facial recognition," *Int. J. Innov. Technol. Explor. Eng.*, vol. 8, no. 6, pp. 1619–1623, 2019.
- [2] A. Carrera, A. A. Alonso, R. De La Rosa Steinz, M. I. J. Gómez, and L. Del Val, "Computer Vision Based Indoor Navigation: A Visual Markers Evaluation", *Adv. Intell. Soft Comput.*, vol. 92, no. January, pp. 17–24, 2011, doi: 10.1007/978-3-642-19937-0.
- [3] C. González García, D. Meana-Llorián, B. C. Pelayo G-Bustelo, J. M. Cueva Lovelle, and N. Garcia-Fernandez, "Midgar: Detection of people through computer vision in the Inter-
- [4] V. Mekala, V. M. Vinod, M. Manimegalai, and K. Nandhini, "Face recognition based attendance system," *Int. J. Innov. Technol. Explor. Eng.*, vol. 8, no. 12, pp. 520–525, 2019, doi: 10.35940/ijitee.L3406.1081219.
- [5] O. M. Parkhi, A. Vedaldi, and A. Zisserman, "Deep Face Recognition", Section 3, pp. 41.1-41.12, 2015, doi: 10.5244/c.29.41.
- [6] S. Sawhney, K. Kacker, S. Jain, S. N. Singh, and R. Garg, "Real-time smart attendance sys-

- tem using face recognition techniques,” Proc. 9th Int. Conf. Cloud Comput. Data Sci. Eng. Conflu. 2019, pp. 522–525, 2019, doi: 10.1109/CONFLUENCE.2019.8776934.
- [7] A. Shuldiner, “Raising Them Right: AI and the Internet of Big Things”, Elsevier Inc., 2019.
- [8] D. Sunaryono, J. Siswantoro, and R. Anggoro, “An android based course attendance system using face recognition”, J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci., no. xxxx, pp. 1–9, 2019, doi: 10.1016/j.jksuci.2019. 01.006.
- [9] Ibinkule et.al., “Face Recognition Using Line Edge Mapping Approach”, Science and Education Publishing, <http://pubs.sciepub.com/ajeec/1/3/4/index.html> , Diakses 10 Februari 2020
- [10] Ummah, Tuffahatul, “Deteksi Kendaraan Menggunakan Histogram Of Oriented Gradients dan Real Adaboost”, Skripsi ITS, 2017.
- [11] Sutoyo, T. “Teori Pengolahan Citra Digital”, Penerbit Andi, Yogyakarta, hal 9-27, 2009
- [12] Munir, Rinaldi., “Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik”. Bandung : Informatika., 2004
- [13] Putra, Darma., “Pengolahan Citra Digital”, Yogyakarta : Penerbit Andi, 2010
- [14] Tabora, Vince, “ToF (Time-of-Flight) – A Depth Resolution Camera Technique”, Medium, <https://medium.com/hd-pro/tof-time-of-flight-a-depth-resolution-camera-technique-ca321ecbf9b8>, Diakses 10 Februari 2020.
- [15] Antares, A, “Komputer dan Laptop : Pengenalan Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)”, Medium, <https://medium.com/@arum.antares9/komputer-dan-laptop-pengenalan-deep-learning-menggunakan-convolutional-neural-network>, Diakses 5 April 2020
- [16] Gupta, R. “Breaking Down Facial Recognition: The Viola-Jones Algorithm”, Medium, <https://towardsdatascience.com/the-intuition-behind-facial-detection-the-viola-jones-algorithm-29d9106b6999>, diakses 10 April 2020