

BAB II

TINJAUAN LITERATUR

2.1 Penelitian Terkait

Tinjauan pustaka dapat berisi tentang kerangka *konseptual* maupun landasan teori yang menjadi penguat ataupun pijakan ketika melakukan penelitian. Dalam penelitian ini ada beberapa penelitian sebelumnya tentang pengolahan *citra* terutama yang berkaitan dengan deteksi objek gerak.

Penelitian sebelumnya untuk mendukung pembelajaran. Pada penelitian ini, digunakan dataset dari KDEP yang memiliki tujuh buah kelas untuk mengetahui ekspresi dari peserta, maka dibuat model menggunakan Convolution Neural Network yang dapat mendeteksi ekspresi wajah manusia. Cara kerja dari model ini adalah gambar di proses ke dalam YOLO-face kemudian hasil dari YOLO-face dipakai oleh CNN klasifikasi untuk dapat mengklasifikasikan ekspresi wajah dari peserta. Kemudian foto akan diklasifikasikan menggunakan modifikasi CNN dari arsitektur Alexnet. Didapatkan akurasi sebesar 0,94 saat training, precision sebesar 0,92 saat training, dan recall sebesar 0,96 saat training. Pada penelitian ini, wajah berhasil dideteksi dan diklasifikasikan ekspresi yang ada pada wajah (Evan Tanuwijaya Timotius et al., 2021).

Penelitian selanjutnya menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). CNN memiliki kemampuan untuk mengenali objek pada suatu image yang dapat mendeskripsikan image wanita dan pria. Sistem deteksi wajah ini menggunakan python dan Keras sebagai library Machine Learning open source untuk neural network, dikembangkan untuk membuat penerapan model pembelajaran yang mendalam. Model yang dibangun menggunakan transfer learning dari InceptionV3 dimana permodelan dapat mengenali gender dengan akurasi sebesar 92,6% (Warnia Nengsih, 2020).

Penelitian selanjutnya untuk mendeteksi dan mengenali wajah secara realtime. Dalam penelitian ini, penulis mengusulkan gabungan dua algoritma berupa algoritma Haar Cascade Classifier dan Local Binary Pattern Histogram (LBPH) untuk pengenalan wajah. Cara kerja algoritma tersebut dengan mendeteksi dan mengenali objek wajah pada foto secara realtime menggunakan web camera.. Pengujian dilakukan dengan menggunakan 240 dataset berupa citra wajah. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa pada jarak 0-40 cm, sistem mampu mendeteksi dan mengenali wajah secara maksimal. Namun, dengan jarak lebih dari 40 cm sistem belum mampu mendeteksi dan mengenali wajah secara maksimal (Wibowo et al., 2020).

Penelitian selanjutnya dengan tujuan yang akan dicapai dalam penelitian deteksi wajah berbasis facial landmark menggunakan openCV dan Dlib adalah untuk melakukan deteksi wajah pada manusia sehingga kedepannya dapat dimanfaatkan untuk berbagai kebutuhan yang memanfaatkan deteksi wajah. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah penerapan facial landmark menggunakan OpenCV dan Dlib untuk mendapatkan akurasi dalam deteksi wajah yang lebih baik. Dari hasil pengujian keseluruhan sistem, deteksi wajah telah berhasil dilakukan sesuai dengan titik facial landmark. Dengan adanya Dlib OpenCV menjadikan deteksi wajah berbasis facial landmark lebih akurat yang dapat ditunjukkan saat pemrosesan pada Dlib OpenCV yang dapat mempresisikan gambar menyesuaikan pergerakan wajah (Sejati & Mardhiyyah, 2021).

Penelitian yang terakhir membahas tentang suatu sistem yang menggunakan sistem pencatatan absensi mahasiswa dengan menggunakan teknologi komputer untuk mengurangi tingkat kecurangan saat pengisian formulir absensi dan efektifitas pengolahan data mahasiswa, metode pengklasifikasi Haar Cascade digunakan untuk mencatat proses kehadiran mahasiswa menggunakan sistem biometrik. Algoritma

yang diterapkan dalam metode pengklasifikasi Haar Cascade menggunakan detektor wajah yang disebut "Cascade Classifier". Hasil dari penelitian ini adalah sebuah aplikasi absensi yang dapat mendeteksi apakah seluruh pengguna yang telah mencatat absensi telah terdaftar di dalam sistem dengan jarak antara wajah dan kamera adalah 50 cm dengan tingkat akurasi sebesar 70% (Janah & Lusiana, 2021).

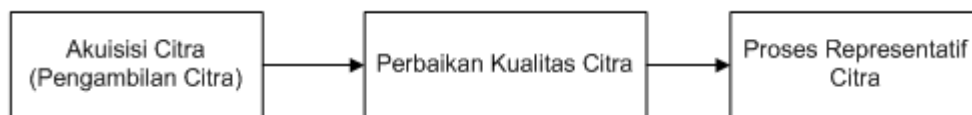
2.2. Computer Vision

Computer vision merupakan proses otomatis yang mengintegrasikan sejumlah besar proses untuk persepsi visual, seperti akuisisi citra, pengolahan citra, klasifikasi, pengenalan (recognition), dan membuat keputusan. Pada hakikatnya, computer vision mencoba meniru cara kerja sistem visual manusia (human vision). Human vision sesungguhnya sangat kompleks. Manusia melihat objek dengan indera penglihatan (mata), lalu citra objek diteruskan ke otak untuk diinterpretasi sehingga manusia mengerti objek apa yang tampak dalam pandangan matanya. Hasil interpretasi ini mungkin digunakan untuk pengambilan keputusan (misalnya menghindar kalau melihat mobil melaju di depan) ().

2.3 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah bidang ilmu yang mempelajari bagaimana gambar dibentuk, diproses, dan dianalisis sehingga menghasilkan informasi yang dapat dipahami oleh manusia. Pengolahan gambar adalah pemrosesan gambar, terutama dengan menjadi gambar yang lebih baik dengan bantuan komputer. Namun, definisi citra adalah gambar atau imitasi dari suatu benda atau objek (Siaulhak, dkk 2021). Citra digital merujuk pada representasi gambar yang direpresentasikan dalam bentuk digital, yaitu sebagai kumpulan

piksel (elemen gambar terkecil) yang membentuk gambar secara keseluruhan. Pengolahan citra merupakan suatu sistem dimana proses dilakukan dengan masukan berupa citra dan hasilnya juga berupa citra (Yovi Apridiansyah, dkk 2023). Gambar 2.1 menyajikan diagram sederhana dalam pengolahan citra digital.



Gambar 2.1 Alur pemrosesan dalam pengolahan citra

2.4 Matlab 2017b

Matlab atau (Matrix Laboratory) yang merupakan produk komersial dari perusahaan Mathworks, Inc., adalah program untuk analisis dan komputasi numerik yang merupakan bahasa pemrograman matematika lanjutan yang dibangun dengan dasar pemikiran menggunakan sifat dan bentuk matriks. Matlab telah menjadi aplikasi yang sangat berguna untuk menyelesaikan tugas yang berkaitan dengan pengolahan aljabar linier dan kalkulasi matematis lainnya. Matlab juga memiliki banyak fungsi built-in yang sangat membantu dalam menyelesaikan tugas yang biasanya sulit dalam pengelolaan angka, khususnya yang berkaitan dengan perhitungan numerik yang berbasis matriks (Muhamad Fatwa, dkk 2022).

2.5 Metode Kanade Lucas Tomasi (KLT)

Metode Kanade-Lucas-Tomasi (KLT) adalah teknik yang populer dalam bidang computer vision untuk melacak fitur-fitur yang bergerak dalam urutan gambar atau video. Teknik ini dinamai dari para pengembangnya, Takeo Kanade,

Bruce D. Lucas, dan Carlo Tomasi. Metode KLT menggunakan pendekatan berbasis gradien untuk mendeteksi dan melacak fitur yang signifikan dalam citra, seperti sudut atau tepi, yang dianggap sebagai titik-titik yang dapat diandalkan untuk pelacakan. Proses dimulai dengan memilih fitur-fitur awal pada gambar pertama menggunakan kriteria tertentu, seperti kriteria Tomasi-Shi yang mengidentifikasi fitur dengan variasi intensitas yang tinggi. Kemudian, metode ini memanfaatkan asumsi bahwa pergerakan dari satu frame ke frame berikutnya relatif kecil dan dapat diperkirakan menggunakan model pergeseran sederhana.

Metode KLT ini digunakan untuk mendeteksi titik-titik yang tersebar yang memiliki tekstur yang cukup untuk melacak titik-titik yang dibutuhkan yang disebut *good feature to track*. Metode KLT pada penelitian ini digunakan sebagai metode untuk melacak wajah manusia secara real-time pada sampel video. Cara kerja KLT yaitu menemukan parameter yang memungkinkan reduksi pengukuran ketidaksamaan antara titik fitur yang terkait dengan model translasi asli. KLT menghitung perpindahan titik yang dilacak dari satu frame ke frame lain pada deretan citra masukan dari perpindahan titik fitur wajah. Hasil perpindahan ini, dapat menghitung pergeseran kepala pada setiap frame. KLT melacak gerakan wajah dalam dua langkah sederhana, pertama menemukan titik fitur yang dapat dilacak di frame pertama dan kemudian melacak fitur yang terdeteksi di frame berikutnya dengan menggunakan perhitungan perpindahan (Banu Santoso, Ryan Kristianto et al., 2020).

Asumsikan bahwa salah satu titik sudut awal adalah (x, y) . Kemudian pada frame berikutnya, jika terjadi perpindahan oleh beberapa vektor variable

disimbolkan dengan Persamaan 1. Persamaan 1,2,3, dan 4 merujuk dari (Rosiani & Choirina, 2020).

$$[b1(x, y), b2(x, y), b3(x, y), \dots, bn(x, y)] \quad (1)$$

maka titik sudut yang dipindahkan dari frame berikutnya akan menjadi penjumlahan dari titik awal dan vektor yang dipindahkan Koordinat titik baru dijelaskan pada Persamaan 2 dan 3

$$x^1 = x + b1(x, y) \quad (2)$$

$$y^1 = y + b2(x, y) \quad (3)$$

Maka, perpindahan yang terjadi saat ini dihitung untuk setiap koordinat yang ada. Dengan ini, kami menggunakan fungsi warp (warp function) yang merupakan fungsi dengan koordinat dan parameter yang dilambangkan pada Persamaan 4.

$$W(x; p) = (x + b1; x + b2) \quad (4)$$

Fungsi warp digunakan untuk memperkirakan formasi dari setiap titik. Pada setiap pelacakan yang dilakukan di setiap frame, koordinat pada setiap titik fitur disimpan sebagai data yang akan dihitung untuk menstabilkan wajah pada setiap frame

2.6 Face Recognition

Face Recognition Prinsip dasar pengenalan wajah adalah mengutip informasi unik wajah, kemudian di-encode dan dibandingkan dengan hasil decode yang sebelumnya dilakukan. Pada metode eigenface, decoding dilakukan dengan menghitung eigen vector kemudian direpresentasikan dalam sebuah matriks.

Eigen vector juga dinyatakan sebagai karakteristik wajah oleh karena itu metode ini disebut dengan eigenface (Raharjo et al., 2019)

2.7 Jumlah Data

Data yang diambil berupa video rekaman gerakan wajah manusia yang di ambil sebanyak 30 video, Pengambilan data sebanyak 30 video objek video wajah manusia. Dalam penelitian skripsi ini, proses pengumpulan data dilakukan dengan alasan yang cermat dan terstruktur, mengacu pada berapa banyak data yang dikumpulkan untuk kepentingan penyelesaian penelitian skripsi.

2.8 Perhitungan

Untuk menentukan ketepatan program dalam memberikan deteksi wajah manusia dilakukan dengan perhitungan akurasi dari penelitian ini adapun perhitungan yang digunakan yaitu menggunakan confusion matrix dengan kriteria pengukuran *Precision*, *Recall*, Dan *Accuracy*. *Precision* adalah tingkat ketepatan di antara informasi yang diinginkan dan hasil yang diperoleh sistem. *Recall* adalah tingkat keberhasilan sistem dalam mendapatkan kembali informasi tersebut. Sedangkan, *Accuracy* adalah ukuran seberapa dekat hasil klasifikasi dengan kenyataan (Yunita, 2022).

Rumus perhitungan confusion matrix sebagai berikut :

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

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (6)$$

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (7)$$