

Pengenalan Pola Citra Tangan Dalam Berinteraksi Dengan Virtual Alat Musik Menggunakan Principal Component Analysis Dan Support Vector Machine

¹Abd. Azzis Samsudin, ²Yesy Diah Rosita, ³Yanuarini Nur Sukmaningtyas
Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik Universitas Islam Majapahit
Email: ¹azizzsnew@gmail.com

Abstrak — Perkembangan teknologi kecerdasan buatan banyak dipergunakan hampir seluruh bidang kehidupan manusia. Dalam bidang seni musik kecerdasan buatan dapat dipergunakan dalam pembacaan pola gerakan tangan yang dapat memberikan keluaran berupa suara nada. Dengan menggunakan pendekatan pengolahan citra digital suatu sistem dapat melakukan pengenalan pada pola-pola tertentu. Dalam penelitian ini pola-pola gerakan tangan dapat diolah dan diterjemahkan menjadi suara nada tertentu, sehingga dapat dijadikan sebagai sebuah sistem pembelajaran yang dapat berinteraksi dengan virtual alat musik. Tahap pre-processing diperlukan untuk meningkatkan hasil kualitas citra biner. Dari citra biner akan dilakukan proses ekstraksi ciri dengan metode Principal Component Analysis yang akan menyederhanakan data citra dan untuk memperoleh informasi penting dari sebuah citra. Dan terakhir dilakukan klasifikasi dengan metode Support Vector Machine yang mampu bekerja pada data berdimensi tinggi dan memiliki kelas yang banyak sesuai jenis nada yang akan dikeluarkan. Adapun nilai akurasi yang diperoleh dalam proses klasifikasi pola pada sistem ini, yaitu sebesar 38%.

Kata Kunci — *Principal Component Analysis, Support Vector Machine, Virtual Alat Musik, Pengenalan Pola Citra*

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Musik adalah salah satu unsur penting dalam memenuhi kebutuhan rohani manusia. Dengan alat-alat musik tertentu kita dapat membuat aransemen dari notasi-notasi nada yang ada sehingga terciptalah berbagai macam jenis lagu yang harmonis. Sebuah alat musik memiliki cara sendiri dalam memainkannya. Terdapat alat musik petik, pukul, tiup, gesek, tekan, dan lain-lain. Bahkan dengan teknologi canggih adapun alat musik virtual yang mana kita dapat memainkannya tanpa adanya sentuhan secara fisik.

Layaknya seorang dirigen atau konduktor musik yang sedang memimpin sebuah pertunjukan orkestra. Dimana seorang dirigen hanya memberikan intruksi-intruksi berupa isyarat kepada para musisi, sehingga seorang dirigen nampak seperti sedang memainkan alat musik tanpa adanya sentuhan fisik. Begitupula user akan dapat berinteraksi dan memainkan notasi-notasi nada tertentu hanya dengan memberikan inputan berupa gerakan-gerakan isyarat pola tangan pada sistem untuk mendapatkan nada-nada yang diinginkan.

Dengan memanfaatkan teknologi kecerdasan buatan dalam bidang pengenalan citra kita dapat mengidentifikasi berbagai jenis inputan berupa obyek

gambar. Algoritma *Principal Component Analysis* menjadi alternatif dalam melakukan ekstraksi ciri, karena memiliki teknik yang digunakan untuk menyederhanakan suatu data, dengan cara mentransformasi data secara linier sehingga terbentuk sistem koordinat baru dengan varians maksimum. Kemudian Metode *Support Vector Machine* yang digunakan dalam teknik pembelajaran sistem agar dapat mengidentifikasi pola-pola pada citra.

Pada beberapa penelitian sebelumnya yaitu penelitian yang dilakukan oleh Shuai Chen, dkk. (2013) yang berjudul “**Interactive Orchestra Sound Generation System Using Music Conductor Gesture**” yang mengusulkan sebuah metode pembuatan atau aransemen musik melalui sebuah perangkat komputer dengan arahan dari gerakan seorang konduktor musik. Pada penelitian Shuai Chen pengguna dapat menggunakan gerakan tangan mereka untuk berinteraksi dengan komputer untuk menghasilkan musik dengan bantuan Microsoft Kinect yang akan mendeteksi gerakan tangan.

Dan pada penelitian lainnya yang telah dilakukan oleh Revi Febriana, dkk. (2015) yang mengambil judul “**Analisis dan Implementasi Aplikasi Pengenalan Gerak Bibir Menjadi Teks Menggunakan Metode Support Vector Machine**” menggunakan metode Principal Component Analysis pada pola pengenalan

gerak bibir. Penelitian tersebut telah dirancang sebuah aplikasi pengenalan gerak bibir menjadi keluaran berupa teks. Secara umum, sistem terdiri dari tiga tahapan utama yaitu preprocessing, ekstraksi ciri, dan pengklasifikasian. Metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah Principal Component Analysis (PCA). Kemudian, metode klasifikasi yang digunakan adalah metode Support Vector Machine (SVM).

Berdasarkan uraian di atas maka, peneliti melakukan pengembangan suatu sistem pengenalan citra yang berjudul **“Pengenalan Pola Citra Tangan Dalam Berinteraksi Dengan Virtual Alat Musik Menggunakan Principal Component Analysis Dan Support Vector Machine”** yang diharapkan dapat melakukan pengenalan pola tangan dari user dan memberikan keluaran berupa nada-nada suara yang diinginkan. Dengan begitu user dapat bertindak seperti halnya pemain alat musik ataupun seperti seorang Dirigen musik. Pada pengaplikasiannya peneliti menggunakan software dan bahasa pemrograman Matlab dalam perancangan sistem

B. Tujuan

Adapun tujuan dalam penyusunan penelitian ini guna memperjelas arah dan sasaran penelitian ini, yaitu:

- Mengimplementasikan algoritma Principal Component Analysis dalam
- melakukan ekstraksi ciri citra, untuk menghasilkan data yang lebih sederhana dari citra.
- Melakukan pelatihan data dengan Support Vector Machine pada sistem yang memiliki banyak kelas atau multiclass.
- Mengidentifikasi atau menerjemahkan pola citra tangan yang dimasukkan
- Menghitung nilai akurasi pada sistem dalam mengenali pola..

II. LANDASAN TEORI

A. Musik

Musik disukai oleh siapa saja tanpa batasan umur, termasuk juga anak-anak. Bermain musik dapat menambah tingkat kecerdasan anak karena mencakup kepekaan terhadap penguasaan irama, nada, tempo, instrumen, dan ekspresi. Pada prinsipnya, segala sesuatu yang memproduksi suara, dan dengan cara tertentu bisa diatur oleh musisi, dapat disebut sebagai alat musik. Walaupun demikian, istilah ini umumnya diperuntukkan bagi alat yang khusus ditujukan untuk musik. Bidang ilmu yang mempelajari alat musik disebut organology (Yeni, 2016).

Alat musik antara lain dapat digolongkan menurut fungsinya, yaitu:

- Alat musik melodis, yaitu alat musik yang dapat memainkan satu nada dalam satu waktu.*

- Alat musik harmonis, yaitu alat musik yang dapat memainkan banyak nada dalam satu waktu.*
- Alat musik ritmis, yaitu alat musik yang tidak bernada, yang dapat memberikan warna, sifat, suasana tertentu pada musik.*

B. Nada

Nada adalah bunyi yang beraturan, yaitu memiliki frekuensi tunggal tertentu. Dalam teori musik, setiap nada memiliki tinggi nada atau tala tertentu menurut frekuensinya ataupun menurut jarak relatif tinggi nada tersebut terhadap tinggi nada patokan. Nada dasar suatu karya musik menentukan frekuensi tiap nada dalam karya tersebut. Nada dapat diatur dalam tangga nada yang berbeda-beda.

Tangga nada merupakan susunan berjenjang dari nada-nada pokok suatu sistem nada, mulai dari salah satu nada dasar sampai dengan nada oktafnya, misalnya do, re, mi, fa, so, la, si, do (Soeharto, M. 1992).

C. Pengolahan Citra

Seperti pepatah *“A picture is more than thousand words”* dengan sebuah gambar akan bercerita lebih banyak dibandingkan dengan seribu kata. Namun sayangnya gambar juga seringkali mengalami penurunan kualitas, baik disebabkan karena pengaruh cahaya, terdapat derau (noise), terlalu kontras, kurang tajam (blur), dan lain sebagainya yang menyebabkan hilangnya informasi yang ingin disampaikan. Agar bisa mendapat informasi yang ada, maka citra perlu dilakukan perbaikan. Pengolahan citra adalah pemrosesan citra yang menggunakan komputer menjadi citra yang berkualitas.

Citra dapat didefinisikan sebagai fungsi dua dimensi dari $f(x,y)$ dimana x dan y merupakan koordinat bidang dan amplitudo dari f pasangan koordinat apapun. Jika x , y , dan nilai intensitas dari f tersebut berhingga, bernilai diskrit, citra tersebut disebut citra digital (Hidayatulloh, 2017).

1) Citra Berwarna

Menurut Hidayatulloh (2017) citra berwarna adalah citra yang memiliki 3 buah kanal warna di dalamnya. Pada umumnya jenis citra ini terbentuk dari komponen merah/red (R), hijau/green (G), dan biru/blue (B) yang dimodelkan kedalam ruang warna RGB.

2) Grayscale

Menurut Bradski dan Kaehler (2008), ketika gambar grayscale diubah menjadi gambar berwarna, semua komponen hasil gambar akan sama.

3) Citra biner

Citra biner atau citra hitam putih adalah citra yang hanya memiliki 2 kemungkinan nilai untuk setiap pikselnya, yaitu 0 dan 1. Nilai 0 akan

tampil sebagai warna hitam sedangkan nilai 1 akan tampil sebagai warna putih (Hidayatulloh, 2017).

4) Threshold

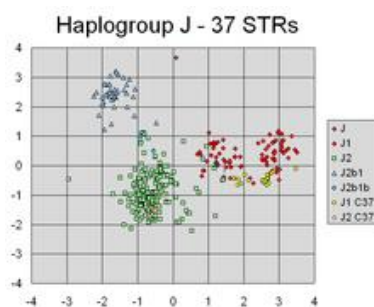
Menurut Bradski dan Kaehler (2008), konsep dasar dari threshold adalah sebuah array diberikan dengan threshold dan kemudian sesuatu terjadi kepada setiap elemen dalam array tergantung apakah elemen tersebut berada di atas atau di bawah threshold. Adapun metode terbaik dalam menemukan nilai threshold yaitu dengan metode Otsu. Nilai threshold pada metode Otsu memiliki nilai yang dinamis bergantung terhadap nilai-nilai piksel dalam suatu citra (Hidayatulloh, 2017).



Gambar 1.1 Jenis Citra
(<http://majalah1000guru.net/>)

D. Principal Component Analysis

Principal Component Analysis adalah teknik yang digunakan untuk menyederhanakan suatu data, dengan cara mentransformasi data secara linier sehingga terbentuk sistem koordinat baru dengan varians maksimum. Metode PCA dibuat pertama kali oleh para ahli statistik dan ditemukan oleh Karl Pearson pada tahun 1901 yang memakainya pada bidang biologi. Pada tahun 1947 teori ini ditemukan kembali oleh Karhunen, dan kemudian dikembangkan oleh Loeve pada tahun 1963, sehingga teori ini juga dinamakan Karhunen-Loeve Transform pada bidang ilmu telekomunikasi.



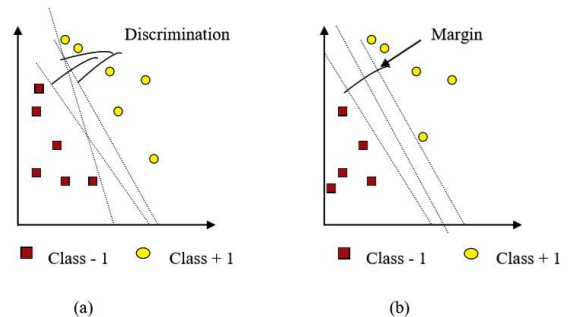
Gambar 1.2 Grafik Persebaran Data
(<https://commons.wikimedia.org/wiki/>)

Matriks data yang dimaksud terdiri dari stasiun pengamatan sebagai individu statistik (baris) dan parameter fisika kimia air sebagai variabel kuantitatif (Kolom). Tujuan utama penggunaan analisis komponen utama antara lain untuk mempelajari suatu matriks data dari sudut pandang kemiripan antara individu (stasiun) dan hubungannya dengan variabel lingkungan serta mendapatkan hasil suatu representasi grafik yang memudahkan interpretasi (Bengen, 2000).

E. Support Vector Machine

Menurut Santoso (2007) Support Vector Machine (SVM) adalah suatu teknik untuk melakukan prediksi, baik dalam kasus klasifikasi maupun regresi. SVM berada dalam satu kelas dengan Artificial Neural Network (ANN) dalam hal fungsi dan kondisi permasalahan yang bisa diselesaikan. Keduanya masuk dalam kelas supervised learning.

Dewasa ini SVM telah berhasil diaplikasikan dalam problem dunia nyata dan secara umum memberikan solusi yang lebih baik dibandingkan metode konvensional. Proses cara kerja SVM dapat dilihat pada gambar pada gambar dibawah:



Gambar 1.3 Menemukan *Hyperplane* Terbaik
(Nugroho, 2003)

Konsep SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari hyperplane terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah class pada input space. Gambar 2.2(a) memperlihatkan beberapa pattern yang merupakan anggota dari dua buah class : +1 dan -1. Pattern yang tergabung pada class -1 disimbolkan dengan bentuk kotak, sedangkan pattern pada class +1, disimbolkan dengan bentuk lingkaran. Problem klasifikasi dapat diterjemahkan dengan usaha menemukan garis (hyperplane) yang memisahkan antara kedua kelompok tersebut. Berbagai alternatif garis pemisah (discrimination boundaries) ditunjukkan pada gambar 2.2(a).

Hyperplane pemisah terbaik antara kedua class dapat ditemukan dengan mengukur margin dari 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 2.2(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. Berikut adalah bentuk algoritma SVM beserta variabel dan parameternya:

$x = \{x_0, x_1, x_2, \dots, x_m\}$: merupakan sampel training
 $y = \{y_1, \dots, y_m\} \quad \{\bullet\}1$: merupakan label data training

Menurut Santosa (2007) hyperplane klasifikasi linier SVM dinotasikan sebagai berikut:

$$f(x) = w^T x + b \quad (1)$$

Untuk mencari hyperplane terbaik dapat digunakan metode Quadratic Programming (QP) Problem yaitu meminimalkan

$$\frac{1}{2} w^T w$$

Dengan syarat, $i=1,2,3,...,n$

fungsi Lagrange Multiplier menurut Santosa (2007):

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} w^T w - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (w^T \cdot x_i) - b \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i + \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad (2)$$

dengan batasan, $\alpha_i \geq 0, i=1,2,...,n$ dan $\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0$

Data training dengan $\alpha_i \geq 0$ terletak pada hyperplane disebut support vector. Data training yang tidak terletak pada hyperplane tersebut mempunyai $\alpha_i = 0$. Setelah solusi permasalahan quadratic programming ditemukan (nilai α_i), maka kelas dari data yang akan diprediksi atau data testing dapat ditentukan berdasarkan nilai fungsi berikut:

$$f(x_t) = \sum_{s=1}^{ns} \alpha_s y_s x_s \cdot x_t + b \quad (3)$$

Dengan

x_t = data yang akan diprediksi kelasnya (data testing)

x_s = data support vector, $s = 1, 2, ..., ns$

ns = banyak data support vector

Banyak teknik data mining atau machine learning yang dikembangkan dengan asumsi kelinieran, sehingga algoritma yang dihasilkan terbatas untuk kasus-kasus yang linier (Santosa, 2007). SVM dapat bekerja pada data non-linier dengan menggunakan pendekatan kernel pada fitur data awal himpunan data. Fungsi kernel yang digunakan untuk memetakan dimensi awal (dimensi yang lebih rendah) himpunan data ke dimensi baru (dimensi yang relatif lebih tinggi). Menurut Prasetyo (2014) macam fungsi kernel diantaranya:

1. Kernel Gaussian Radial Basic Function (RBF)

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

2. Kernel Polynomial

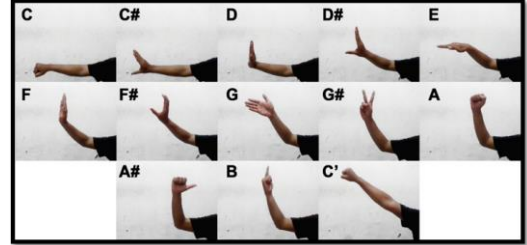
$$K(x_i, x_j) = ((x_i \cdot x_j) + c)^d \quad (5)$$

x_i dan x_j adalah pasangan dua data training. Parameter $\sigma, c, d > 0$ merupakan konstanta. Fungsi kernel mana yang harus digunakan untuk substitusi dot product di feature space sangat tergantung pada data karena fungsi kernel ini akan menentukan fitur baru di mana hyperplane akan dicari (Santosa, 2007).

III. PERANCANGAN SISTEM

A. Objek Pola Citra

Pola gerakan tangan yang dibutuhkan dalam penelitian ini adalah 13 jenis pola. Dari pola-pola tersebut akan dihasilkan nada-nada dasar diatonis dan kromatis dengan skala satu oktaf. Berikut adalah gambaran pola tangan yang dibutuhkan dalam sistem sesuai dengan tangga nada diatonis dan kromatis:



Gambar 1.4 Pola Tangan yang Dibutuhkan Dalam Sistem

Berdasarkan gambar diatas menunjukkan bahwa untuk menghasilkan keluaran berupa suara nada rendah (seperti nada C) maka posisi pola tangan juga berada dibagian bawah, dan ketika nada naik maka posisi pola tangan juga naik.

Untuk data input citra sendiri dibagi menjadi 2 bagian yaitu pola citra untuk data training dan pola citra untuk data uji. Pada penelitian ini terdapat prosedur pengambilan gambar yang perlu diperhatikan dalam menentukan pola citra untuk data training, diantaranya adalah:

- Memilih gambar objek tangan yang baik untuk keperluan data training.
- Objek tangan diambil menggunakan kamera webcam dengan resolusi 640x480 pixel.
- Background berwarna putih polos atau lebih terang daripada objek tangan.
- Objek tangan memakai pakaian lengan pendek.
- Jarak objek dengan kamera 60 cm.
- Pengambilan gambar dilakukan pada ruangan yang memiliki intensitas cahaya yang cukup.

Adapun juga prosedur yang akan digunakan dalam pengambilan gambar untuk menentukan pola citra untuk data testing, diantaranya yaitu:

- Jarak yang dekat yaitu 50cm
- Jarak objek yang jauh yaitu 75cm
- Cahaya ruangan yang terang yaitu 300lux
- Cahaya ruangan redup yaitu 30lux

B. Audio Output

Pola Jumlah audio atau nada keluaran yang dibutuhkan ditentukan oleh banyaknya pola tangan yang akan diklasifikasikan. Dalam penelitian ini terdapat 13

pola tangan, dengan begitu maka akan dihasilkan 13 jenis nada sebagai berikut:

Tabel 1.1 Nada Keluaran

Kelas	Audio (Nada)	Frekuensi (Hz)
1	C	261,6
2	C#	277,2
3	D	293,7
4	D#	311,1
5	E	329,6
6	F	349,2
7	F#	370
8	G	392
9	G#	415,3
10	A	440
11	A#	466,2
12	B	493,9
13	C'	523,3

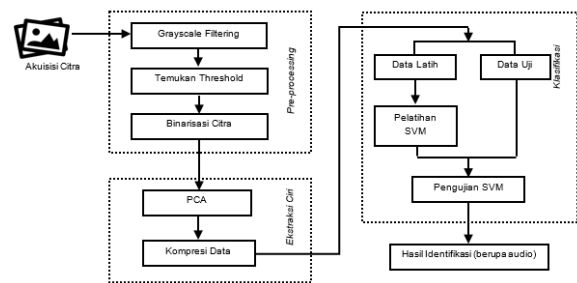
Pada penelitian ini peneliti menggunakan rentang 1 oktaf nada, dimana di dalamnya terdapat 8 nada dasar atau nada diatonis dan juga 5 nada kromatis. Pada kelas 1 ada nada C yang memiliki frekuensi rendah, dan semakin keatas maka semakin tinggi nadanya. Jarak frekuensi pada setiap nada adalah $\frac{1}{2}$ laras.

C. Arsitektur Umum

Pada Arsitektur Umum peneliti akan memberikan gambaran mengenai cara kerja sistem atau langkah umum yang diajukan dalam mengidentifikasi citra pola tangan. Langkah-langkah yang dimaksud dapat dilihat pada gambar 1.4.

Pada gambar 1.4 menunjukkan alur kerja sebuah sistem secara umum. Dimana awal proses sistem akan dilakukan pembacaan citra objek tangan untuk dapat diidentifikasi dengan melalui beberapa tahapan yakni tahap Pre-Processing, tahap Ekstraksi dan tahap Klasifikasi.

Pada tahap pre-processing merupakan tahapan untuk melakukan segmentasi citra yang bertujuan untuk memisahkan objek tangan dengan backgroundnya, dimana citra yang bertipe RGB kemudian akan di filterasi atau filtering dan dijadikan citra abu-abu atau grayscale. Selanjutnya akan dilanjutkan pada proses menemukan threshold dengan metode graythreshold yang kemudian akan dijadikan nilai untuk merubah citra menjadi citra biner (hitam dan putih).

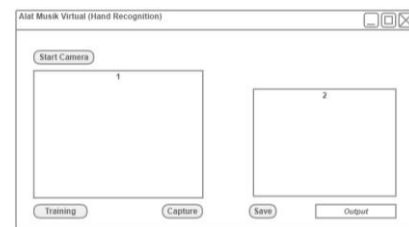


Gambar 1.5 Arsitektur Sistem Secara Umum

Kemudian langkah selanjutnya melakukan ekstraksi ciri pada pola tangan dengan menggunakan metode PCA. Ekstraksi ciri bertujuan untuk menjabarkan dan juga menyederhanakan nilai-nilai pada citra dengan tujuan mencari ciri-ciri khusus dari suatu citra sehingga dapat dibedakan antara pola yang satu dengan pola lainnya. Dari hasil ekstraksi ini kemudian dilanjutkan pada tahap klasifikasi dengan metode SVM, dimana dari data citra akan dicari nilai yang mendekati dengan nilai pada kelasnya. Selanjutnya pola citra tangan akan tampil dan terdeteksi dan menghasilkan keluaran berupa nada suara berdasarkan kelasnya.

D. Perancangan Antarmuka

Tahap perancangan antarmuka bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai aplikasi yang akan dibangun, sehingga akan mempermudah pengguna dalam mengimplementasikan aplikasi.



Gambar 1.6 Perancangan Antarmuka Aplikasi

Dari tampilan gambar 3.3 diberikan 2 kotak, dimana kotak yang pertama akan menampilkan gambar dari webcam, dan kotak kedua akan menampilkan gambar hasil dari proses segmentasi yang nantinya akan menjadi data testing yang akan diuji oleh sistem.

Terdapat menu “Start Camera” untuk memulai mengaktifkan kamera, menu “Capture” untuk mengambil foto pola tangan dari webcam serta melakukan pengenalan citra, menu “Training” untuk melakukan pelatihan pada sistem dan menu “Save” untuk menyimpan pola sebagai data training apabila dibutuhkan penambahan data training. Kemudian keluaran berupa teks dan audio yang akan memberikan informasi mengenai hasil identifikasi dari pola tangan.

E. Pre-Processing

Perancangan pre-processing digunakan untuk mengetahui alur proses awal dari sebuah metode sebelum dilakukan proses pengenalan pola citra pada sistem yang akan dibangun. Pada tahap ini akan dilakukan proses segmentasi pada objek yaitu untuk memisahkan objek yang diperlukan dengan background yang tidak diperlukan. Adapun tahapan dalam penerapan metode segmentasi pada alur kerja sistem seperti Grayscale, Threshold dan Binarisasi.

Tahap Grayscale

Pada tahap grayscale ini merupakan proses mengubah citra yang berskala RGB menjadi citra yang berskala keabuan.



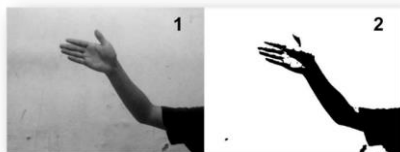
Gambar 1.7 Tahap Grayscale

Tahap Konversi Citra Biner

Pada tahap ini dilakukan konversi dari citra abu-abu ke dalam citra biner. Secara umum proses binersisasi citra grayscale untuk menghasilkan citra biner adalah sebagai berikut:

$$g(x, y) = \{1 \text{ if } f(x, y) \geq T\}$$

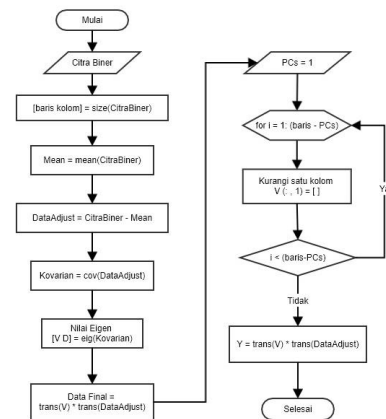
$$g(x, y) = \{0 \text{ if } f(x, y) < T\}$$



Gambar 1.8 Konversi citra gray menjadi biner

F. Tahap Ekstraksi

Pada tahap ini dilakukan proses ekstraksi penjabaran nilai pada citra untuk mendapatkan data digital dari citra. Dan juga melakukan kompresi pada data tersebut sehingga memiliki nilai lebih sederhana dan akan memudahkan proses pengenalan. Berikut proses ekstraksi dengan metode Principal Analysis Component:



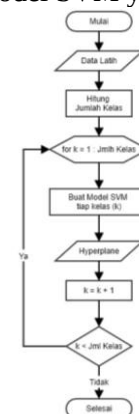
Gambar 1.9 Proses Ekstraksi Ciri

Proses ekstraksi pada gambar 1.8 diawali dengan mencari nilai rata-rata citra biner untuk kemudian dicari nilai dari Data Adjust. Setelah itu mencari nilai kovariannya dan juga nilai eigen vektornya. Dan untuk nilai Data Final diperoleh dari hasil perkalian antara transpose nilai V dengan transpose Data Adjust.

Setelah data final diketahui langkah selanjutnya ialah melakukan proses pemampatan atau kompresi data, yaitu dengan cara mereduksi nilai per-kolom hingga terdapat nilai hanya satu kolom saja. Dalam sistem ini peneliti akan menggunakan nilai vektor Y sebagai basis data pada tiap objek gambarnya, dimana Y memiliki range data sebanyak 1 x 480 variabel nilai.

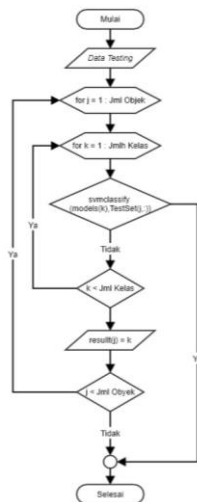
G. Tahap Klasifikasi

Proses Pelatihan adalah proses pembelajaran pada sistem. Pada proses ini sistem akan membuat sebuah model SVM, hal ini dibutuhkan supaya sistem dapat melakukan prediksi-prediksi nilai yang akan diuji berdasarkan pada model SVM yang telah dibuat.



Gambar 1.10 Pelatihan SVM Classifier

Proses Pengujian ini adalah proses untuk menentukan seberapa besar nilai akurasi sistem dalam memprediksi data testing.



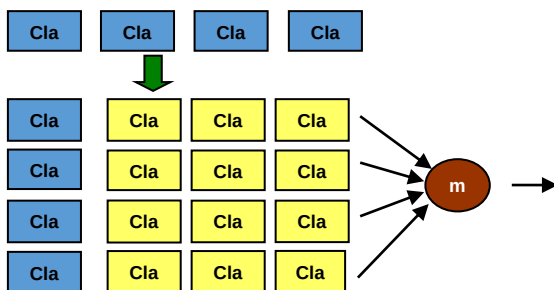
Gambar 1.11 Pengujian SVM Classifier

H. Persamaan SVM Multikelas Satu Lawan Semua (SLA)

Pada kasus SVM Multikelas SLA jumlah persamaan yang terbentuk yaitu sebanyak k atau jumlah kelas. Pada penelitian ini terdapat tiga belas kelas nada yang berbeda, sehingga akan terbentuk tiga belas persamaan, yaitu $f_{1(x)}$, $f_{2(x)}$, $f_{3(x)}$, sampai $f_{13(x)}$.

Dimana $f_{1(x)}$ adalah persamaan untuk data *training* yang berada dalam kelas 1 akan diberi label +1, dan data diluar kelas itu diberi label -1. $f_{2(x)}$ adalah persamaan untuk data *training* dalam kelas 2 akan diberi label +1, dan data yang diluar kelas itu diberi label -1. Begitu seterusnya sehingga dalam setiap kelas terbentuk sebuah persamaan, kelas yang awalnya ada 13 kelas menjadi 2 kelas pada masing-masing kelas.

Dengan begitu skenario SVM Multikelas Satu Lawan Semua ini akan bekerja seperti layaknya fungsi percabangan. Dimana saat proses pengujiannya data akan dicocokkan pada masing-masing model fungsi yang telah dibentuk.



Gambar 3.12 Struktur Metode Satu-Lawan-Semua

I. Metode Pengambilan Gambar

Pada penelitian ini peneliti mencoba mengetahui seberapa berpengaruh kamera dalam pengambilan gambar dalam proses perhitungan pada sistem. Adapun beberapa kondisi yang perlu diperhatikan ketika uji

coba, karena dapat berdampak pada hasil pengolahan citra, yaitu:

- Intensitas cahaya, dapat memberi efek derau dan reduksi pada pola.
- Warna background, dapat mempersulit sistem dalam mencari objek.
- Jarak objek, dapat memberi efek ukuran besar dan kecil suatu objek.
- Pakaian (pada lengan), dapat memberi efek lekukan pada tepi objek.

J. Parameter Keberhasilan Sistem

Pada tahap ini data-data yang telah diuji coba akan dihitung nilai keberhasilannya. Hal ini bertujuan untuk mengetahui seberapa besar akurasi pada sistem dalam mengenali pola tangan. Adapun rumus yang akan diterapkan dalam menentukan prosentase nilai akurasi pada sistem:

$$Akurasi = \frac{B}{B+S} \times 100$$

Dimana: B = Hasil Benar, S = Hasil Salah

IV. IMPLEMENTASI

A. Implementasi Antarmuka

Aplikasi Pengenalan Pola Tangan ini memiliki satu form saja. Dan di dalamnya terdapat beberapa komponen penting yang memiliki fungsi-fungsi sebagai berikut:



Gambar 1.13 Antarmuka Aplikasi

1. Kotak diagram 1 (axes1)
Memiliki fungsi untuk menampilkan gambar dari webcam atau kamera secara langsung.
2. Kotak diagram 2 (axes2)
Memiliki fungsi untuk menampilkan hasil dari proses segmentasi atau citra biner yang akan diproses oleh sistem.
3. Start Camera
Menu Start Camera berfungsi untuk mengaktifkan kamera dan juga mengaktifkan beberapa menu lain.
4. Training
Menu Training berfungsi untuk melakukan pelatihan pada basis data citra, dan akan membuat struktur model SVM.

5. Capture

Menu Capture berfungsi untuk mengambil gambar citra dari kamera untuk kemudian akan diidentifikasi dan memberikan keluaran berupa suara nada.

6. Save

Menu Save berfungsi untuk menyimpan data citra dari proses capture, jika diperlukan untuk menambah basis data pada sistem.

B. Pengujian Aplikasi

Uji coba program aplikasi pengenalan citra pola tangan ini akan diuji cobakan pada beberapa kondisi yang meliputi kondisi intensitas pencahayaan ruangan, jarak objek dengan kamera.

Adapun rincian kondisi yang akan peneliti gunakan dalam pengujian ini, yaitu meliputi: pencahayaan terang (CT) dengan angka 300lux, pencahayaan redup (CR) dengan angka 30lux, jarak jauh (JJ) 75cm, jarak dekat (JD) 50cm. Pengujian dilakukan sebanyak 52 kali dengan memiliki 4 macam kondisi. Berikut adalah tabel-tabel rekapan pengujian yang dilakukan:

Tabel 1.2 Pengujian Cahaya Terang dan Jarak Jauh

No.	Citra	Kelas Nada	Frek	Hasil Akhir	Keterangan
1.	CT-JJ	C	1	C	Benar
2.	CT-JJ	C#	3	C#	Benar
3.	CT-JJ	D	4	D	Benar
4.	CT-JJ	D#	5	D	Salah
5.	CT-JJ	E	3	C'	Salah
6.	CT-JJ	F	5	D#	Salah
7.	CT-JJ	F#	5	C#	Salah
8.	CT-JJ	G	5	E	Salah
9.	CT-JJ	G#	5	C#	Salah
10.	CT-JJ	A	4	C'	Salah
11.	CT-JJ	A#	5	C#	Salah
12.	CT-JJ	B	5	C#	Salah
13.	CT-JJ	C'	2	C'	Benar

Tabel 1.3 Pengujian Cahaya Terang dan Jarak Dekat

No.	Citra	Kelas Nada	Frek	Hasil Akhir	Keterangan
1.	CT-JD	C	2	C	Benar
2.	CT-JD	C#	1	C#	Benar
3.	CT-JD	D	3	D	Benar
4.	CT-JD	D#	5	C#	Salah
5.	CT-JD	E	3	E	Benar
6.	CT-JD	F	5	C#	Salah
7.	CT-JD	F#	3	F#	Benar
8.	CT-JD	G	5	C#	Salah
9.	CT-JD	G#	5	C#	Salah
10.	CT-JD	A	5	C#	Salah
11.	CT-JD	A#	5	C#	Salah

12.	CT-JD	B	5	C#	Salah
13.	CT-JD	C'	2	C'	Benar

Tabel 1.4 Pengujian Cahaya Redup dan Jarak Jauh

No.	Citra	Kelas Nada	Frek	Hasil Akhir	Keterangan
1.	CR-JJ	C	1	C	Benar
2.	CR-JJ	C#	1	C#	Salah
3.	CR-JJ	D	3	D	Benar
4.	CR-JJ	D#	5	D	Salah
5.	CR-JJ	E	5	D	Salah
6.	CR-JJ	F	5	D	Salah
7.	CR-JJ	F#	5	D	Salah
8.	CR-JJ	G	5	A	Salah
9.	CR-JJ	G#	5	C'	Salah
10.	CR-JJ	A	4	A	Benar
11.	CR-JJ	A#	5	A#	Benar
12.	CR-JJ	B	5	D	Salah
13.	CR-JJ	C'	1	C'	Benar

Tabel 1.5 Pengujian Cahaya Redup dan Jarak Dekat

No.	Citra	Kelas Nada	Frek	Hasil Akhir	Keterangan
1.	CR-JD	C	2	C	Benar
2.	CR-JD	C#	5	C	Salah
3.	CR-JD	D	3	D	Benar
4.	CR-JD	D#	3	D#	Benar
5.	CR-JD	E	5	E	Benar
6.	CR-JD	F	5	D#	Salah
7.	CR-JD	F#	5	B	Salah
8.	CR-JD	G	5	B	Salah
9.	CR-JD	G#	5	C#	Salah
10.	CR-JD	A	5	C#	Salah
11.	CR-JD	A#	5	F	Salah
12.	CR-JD	B	5	C#	Salah
13.	CR-JD	C'	3	C'	Benar

Pada pengujian tersebut akan diberi toleransi percobaan sebanyak 5 kali uji coba untuk pengguna dapat menempatkan tangan secara baik, hal ini dilakukan karena ada beberapa pola yang mempunyai bentuk yang hampir sama sehingga akan mempengaruhi proses klasifikasi. Dari tabel-tabel diatas dapat diketahui bahwa terdapat pengujian sebanyak 52 pola citra dan 4 kondisi sehingga masing-masing terdapat 13 pola untuk 13 jenis nada. Dari pola yang diujikan terdapat 20 pola yang tepat atau benar, dan terdapat 32 pola yang tidak sesuai atau salah. Berikut merupakan rincian daftar hasil pada setiap tabel:

- Tabel 1.2 terdapat 4 data yang benar dan 9 data yang salah.
- Tabel 1.3 terdapat 6 data yang benar dan 7 data yang salah.

- Tabel 1.4 terdapat 5 data yang benar dan 8 data yang salah.
- Tabel 1.5 terdapat 5 data yang benar dan 8 data yang salah.

Dari beberapa pengujian diatas dapat ditarik kesimpulan bahwa citra dengan pencahayaan terang memiliki ketepatan sebanyak 10 pola, sedangkan dengan pencahayaan redup memiliki ketepatan sebanyak 10 pola. Sehingga dapat disimpulkan bahwa pencahayaan dalam penelitian ini tidak mempengaruhi keakuratan. Kemudian citra dengan jarak jauh memiliki ketepatan sebanyak 9 pola, sedangkan dengan jarak dekat memiliki ketepatan sebanyak 11 pola. Sehingga dapat disimpulkan bahwa jarak objek yang dekat memiliki keakuratan yang lebih bagus daripada jarak objek yang jauh.

C. Akurasi Sistem

Setelah dilakukan pengujian beberapa pola pada sistem, maka dapat diketahui akurasi sistem dalam mengidentifikasi pola-pola tangan. Dengan rumus akurasi kita dapat mepresentasikan hasil dalam bentuk angka sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{B}{B + S} \times 100 \\ &= \frac{20}{20 + 32} \times 100 \\ &= 38\% \end{aligned}$$

Maka dapat disimpulkan bahwa sistem pengenalan pola citra dalam berinteraksi dengan virtual alat musik ini memiliki akurasi sebesar 38%. Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan dapat disimpulkan bahwa sistem dipengaruhi oleh ekstraksi bentuk pola pada citra dan bukan pada pencahayaan. Sehingga kemampuan dalam pembacaan pola tangan memiliki akurasi yang buruk. Selain itu metode ekstraksi *Principal Component Analysis* ini dirasa kurang tepat untuk diterapkan pada pengenalan pola citra tangan. Dengan demikian sistem pengenalan pola perlu dilakukan peningkatan pelatihan atau bisa juga untuk melakukan pendekatan dengan metode lain dalam proses ekstraksi supaya meningkatkan performa pada sistem.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil uraian-uraian pada bab sebelumnya yang telah dijelaskan. Maka peneliti perlu untuk menyimpulkan beberapa hal yang diuraikan seperti di bawah ini.

1. Dengan menggunakan algoritma *Principal Component Analysis* Citra RGB dapat diekstrak menjadi nilai-nilai yang sederhana sehingga memudahkan dalam proses klasifikasi. Dalam

proses ekstraksi ini peneliti memakai Komponen Utama (*Principal Component*) hanya 1 dimensi saja, dengan cara mereduksi semua baris pada matriks hasil ekstraksi PCA dan menyisakan 1 baris saja untuk dijadikan Komponen Utama.

2. Proses Training pada SVM Classifier yaitu dengan mencari nilai Hyperplane yang terbaik. SVM Classifier ini hanya bisa mengklasifikasikan 2 kelas saja sedangkan pada penelitian ini menggunakan 13 kelas, maka dilakukan skenario lain yaitu metode “Satu Lawan Semua” sehingga dapat mengidentifikasi banyak kelas.
3. Sistem akan mengekstrak atau memproses setiap pola citra yang diinputkan menjadi nilai-nilai berupa angka desimal, nilai tersebut memuat ciri khusus dari suatu pola citra. Kemudian nilai tersebut akan dijadikan komponen/variabel pada proses klasifikasi, dan sistem akan mengelompokkan nilai tersebut sesuai pada kelasnya yang memiliki nilai terdekat.
4. Pada penelitian ini diperoleh hasil akurasi sebesar 38%, dimana terdapat 52 pola yang diuji maka akan terjadi 20 ketepatan dan 32 kesalahan prediksi. Dengan begitu sistem pengenalan pola tangan dengan metode PCA dan SVM ini dapat dinyatakan tidak cocok atau belum akurat.

Daftar Pustaka

- [1] Bengen, DG. (2000). Teknik Pengambilan Contoh dan Analisa Biofisik Sumberdaya Pesisir. Bogor: PKSPL IPB.
- [2] Bradski, G. Rost. Kaehler, Adrian. (2008). Learning OpenCV Computer Vision with the OpenCV Library. ISBN: 9788184045970, 8184045972. O'reilly.
- [3] Chen, Shuai. Maeda, Yoichiro. Takahashi, Yasutake. (2013). Interactive Orchestra Sound Generation System Using Music Conductor Gesture. Osaka Japan. DOI 10.14864/fss.29.0_121.
- [4] Febriana, Revi. Irawan, Budhi. Wijayanto, Inung. (2015). Analisis dan Implementasi Aplikasi Pengenalan Gerak Bibir Menjadi Teks Menggunakan Metode Support Vector Machine. Universitas Telkom. Vol.2, No.2. hal 3494-3499.
- [5] Hidayatulloh, Priyanto. (2017). Pengolahan Citra Digital Teori dan Aplikasi Nyata. Bandung: Informatika Bandung.
- [6] Octaviani, Pusphita A. Wilandari, Yuciana. Ispriyanti, Dwi. (2014). Penerapan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) Pada Data Akreditasi Sekolah Dasar (SD) Di Kabupaten Magelang. Magelang.
- [7] Prasetyo, E. (2014). Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab. Andi Publisher: Yogyakarta.
- [8] Pradeep, J., Srinivasan, E., & Himavathi, S. (2011). Diagonal Feature Extraction Based Handwritten Character System Using Neural Network. Foundation of Computer Science. DOI 10.5120/1236-1693.
- [9] Pratiwi. (2014). Metode Ekstraksi Ciri pada Pada Pengenalan Citra Wajah Dengan Matlab. Jakarta.
- [10] Santosa, Budi. (2015). Tutorial Support Vector Machines. Surabaya: Institut Teknologi Sebelas Maret.
- [11] Soeharto, M. (1992). Kamus Musik. Jakarta: PT. Gramedia.
- [12] Yeni, Indra. (2016). Teknik Iringan Lagu Anak: Penggunaan Keyboard sebagai Instrumen Ritmis. Jakarta: Kencana.