



Hak cipta dan penggunaan kembali:

Lisensi ini mengizinkan setiap orang untuk mengubah, memperbaiki, dan membuat ciptaan turunan bukan untuk kepentingan komersial, selama anda mencantumkan nama penulis dan melisensikan ciptaan turunan dengan syarat yang serupa dengan ciptaan asli.

Copyright and reuse:

This license lets you remix, tweak, and build upon work non-commercially, as long as you credit the origin creator and license it on your new creations under the identical terms.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Biometrik

Teknologi biometrik merupakan suatu metode keamanan dengan menggunakan anggota badan seperti sisi jari, geometri tangan, retina mata, suara dan wajah sebagai pengganti password. Teknologi biometrik dikembangkan sebagai fungsi identifikasi dan fungsi verifikasi. Selain itu karakteristik yang tidak dapat hilang, atau lupa dan tidak mudah dipalsukan karena keberadaannya pada setiap manusia yang mana satu dengan yang lainnya berbeda, dengan keunikan yang terjamin. (Kusmantoro, 2006).

Ada beragam jenis data biometrik yang ada yang ada saat ini, dikutip dari Biometrics Institute, terdapat beragam pengelompokan terhadap biometrik, seperti: (“Types of Biometrics,” 2020)

- a. Kimiawi, biometrik pada kelompok ini yaitu Pencocokan DNA. Umumnya pada kelompok ini diperlukan pengolahan secara kimiawi untuk mendapatkan hasilnya.
- b. Visual / Tampilan, biometrik yang tergolong secara visual seperti Pengenalan Wajah, Pengenalan Telinga, Pengenalan Mata yang terdiri dari Pengenalan Iris Mata, dan Pengenalan Retina Mata, Pengenalan Sidik Jari, Pengenalan Tanda Tangan. Pada kelompok visual ini biometrik

menggunakan data gambar untuk mengenali karakteristik yang terdapat pada individu.

- c. Kebiasaan, yang tergolong didalamnya seperti Pengenalan Kebiasaan Tanda Tangan, Pengenalan Kebiasaan Gaya Berjalan, Pengenalan Kebiasaan Mengetik, pada kelompok ini diperlukan pengenalan kebiasaan yang dilakukan seseorang yang dapat dicatat setiap keunikan dan karakteristiknya.
- d. Spatial, yang tergolong didalamnya seperti Pengenalan Geometri Tangan, dan Pengenalan Geometri Jari, dalam kelompok ini pengenalan melalui bentuk 3-dimensi maupun ukuran secara geometris yang terdapat padanya.
- e. Pendengaran, yang tergolong didalamnya seperti Identifikasi Pembicara, dan Verifikasi/Autentikasi Pembicara
- f. Penciuman, dalam kelompok ini terdapat Pengenalan Bau, pada kelompok ini bau atau aroma digunakan untuk mengenali identitas.
- g. Pembuluh Darah, dalam kelompok ini terdapat Pengenalan Pembuluh Darah, pada kelompok ini pengenalan melalui data karakteristik dari pembuluh darah.

Dalam kelompok tersebut, dijelaskan pula setiap biometrik yang ada, berikut penjelasan setiap biometrik: (“Types of Biometrics,” 2020)

- 1) Pencocokan DNA, pengenalan individu dengan analisis bagian dari sebuah DNA seseorang.
- 2) Telinga, pengenalan individu dengan menentukan bentuk dari telinga.

- 3) Mata – Pengenalan Iris, menggunakan ciri – ciri yang terdapat pada bagian iris mata untuk pengalan seseorang.
- 4) Mata – Pengenalan Retina, menggunakan pola yang terdapat dibalik mata tersebut untuk mencapai pengenalan.
- 5) Pengenalan Muka, mengenali ciri – ciri dan bentuk wajah untuk otentikasi ataupun pengenalan identitas individu.
- 6) Pengenalan Sidik Jari, memanfaatkan ciri-ciri yang terdapat pada permukaan sentuhan dari jari manusia untuk mengenali individu.
- 7) Pengenalan Geometri Jari, menggunakan geometri dari bentuk jari secara 3-dimensi untuk menentukan identitas.
- 8) Cara Berjalan, menggunakan gaya berjalan individu untuk menentukan identitasnya.
- 9) Pengenalan Geometri Tangan, menggunakan geometri dari bentuk tangan secara 3-dimensi untuk menentukan identitas.
- 10) Bau atau Aroma, menggunakan bau individu untuk menentukan identitasnya.
- 11) Pengalan Pengetikan, menggunakan karakteristik unik dari cara penulisan seseorang untuk menentukan identitasnya.
- 12) Pengenalan Pembulu Darah, menggunakan pola pembuluh darah yang terdapat pada jari atau telapak tangan manusia.
- 13) Identifikasi Pembicara, menggunakan suara yang untuk mengenali karakteristik suara tanpa mengenali pemilik identitas pembicara.

14) Verifikasi/Otentikasi Pembicara, menggunakan suara sebagai metode untuk menentukan identitas dari pembicara.

15) Pengenalan Tanda Tangan, menggunakan analisa dari pola gaya penulisan tanda tangan sebagai pengenalan terhadap individu.

2.2 Pengenalan Wajah

Pengenalan Wajah merupakan salah satu dari sistem identifikasi yang menggunakan informasi biologis dengan tingkat keakuratan yang tinggi dengan ciri unik masing- masing yang dapat diidentifikasi(D. E. Pratiwi & Harjoko, 2013). Pengenalan wajah dilakukan dalam tiga tahapan (Pranoto, 2018), ketiga tahapan itu adalah sebagai berikut:

- 1.) Pendeteksian lokasi wajah, algoritma yang mengenali wajah pada gambar atau video, yang mendeteksi wajah dalam varian pose, pencahayaan, maupun ukuran.
- 2.) Pendeteksian titik penting wajah, algoritma yang mengenali posisi dari titik – titik penting wajah, seperti titik pusat mata, titik ujung hidung, titik tepi mulut, maupun berbagai titik penting lainnya.
- 3.) Pendeskripsian Fitur, algoritma yang digunakan untuk menghasilkan informasi wajah yang sudah dikenali berdasarkan susunan letak titik – titik penting pada wajah.

2.3 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan atau yang banyak dikenal sebagai *artificial neural network* ini banyak digunakan dalam beragam kebutuhan yang memiliki hubungan yang kompleks antara input dan output dengan kemampuan untuk melakukan pemrosesan jaringan yang kemampuan hubungan antara unit, atau bobot, yang diperoleh dari proses adaptasi, dengan belajar dari serangkaian pola – pola yang sudah terlatih. Salah satu Algoritma jaringan saraf tiruan yang akan digunakan adalah *backpropagation* yang dijelaskan sebagai berikut(D. Pratiwi, Santika, & Pardamean, 2011):

- 1) Menentukan nilai parameter (unit output, threshold, momentum, learning rate tolerance, epoch) dan jumlah lapisan.
- 2) Memasukkan data training (matriks fitur).
- 3) Inisialisasi nilai bobot dan bias (Algoritma Nguyen Widrow)
- 4) Lakukan proses Feed-Forward :
 - a.) Tiap unit input (X_i , $i = 1, 2, \dots$ total input) mengirimkan sinyal ke tiap unit hidden dan menjumlahkan pembobotnya (v_{ji} , $j = \text{posisi node}$) :

$$Z_{in_j} = V_{j0} + \sum X_i V_{ij}$$

- b.) Memberikan fungsi aktivasi *rectified linear unit* (relu) biner pada Z_{in} untuk menghasilkan output $Z(j)$:

$$Z_j = \text{fmax}(0, z_{in_j})$$

- c.) Tiap unit hidden $Z(j)$ mengirimkan sinyal ke unit output (Y) yang hanya terdiri dari 1 buah unit output, dan menjumlahkan pembobotnya (w_{kj}) :

$$Y_{in_k} = W_{k0} + \sum Z_j \cdot W_{kj}$$

d.) Memberikan fungsi aktivasi relu biner pada y_{in} untuk menghasilkan output

$Y[k]$, $k = 1$:

$$y_{in_k} = f(y_{in_k})$$

e.) Bandingkan hasil output dengan target, dimana terdapat threshold tertentu :

Jika output \geq threshold, Nilai output = 1. Jika output $<$ threshold, Nilai output = 0

5) Lakukan proses Back-Propagation :

a.) Unit output (Y_k , $k=1$) menerima target sesuai dengan pola masukan/data citra dan menghitung galatnya (error) :

$$\delta_k = (t_k - y_k)y_k(1 - y_k)$$

b.) Menghitung perbaikan bobot (ΔW_{kj}) dan bias (ΔW_{k0}) :

$$\Delta W_{kj} = \alpha \delta_k Z_j$$

$$\Delta W_{k0} = \alpha \delta_k$$

c.) Masing-masing bobot perbaikan menuju ke unit-unit hidden Z_j lalu dikalikan dengan galatnya (δ_k) dan menjumlahkannya. Kemudian hitung galat untuk tiap unit hidden :

$$\delta_{in_j} = \sum \delta_k W_{kj}$$

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(y_{in_j})$$

d.) Menghitung perbaikan bobot (ΔV_{ji}) dan bias (ΔV_{j0}) :

$$\Delta V_{ji} = \alpha \delta_j X_i$$

$$\Delta V_{j0} = \alpha \delta_j$$

6) Perbaiki bobot-bobot dan bias:

- a.) Memperbaiki bobot lama (W_{kj}) menjadi bobot - bobot (W_{kj} (baru)) dan bias (W_{k0} (baru)) baru pada pola dan epoch pertama:

$$W_{kj}(\text{baru}) = W_{kj}(\text{lama}) + \alpha \delta_k Z_j$$

Untuk pola dan epoch berikutnya digunakan momentum :

$$W_{kj}(\text{baru}) = W_{kj}(\text{lama}) + \alpha \delta_k Z_j + \left(\mu \left(W_{kj}(\text{lama}) - W_{kj}(\text{lama} - 1) \right) \right)$$

- b.) Ulangi dari langkah 4 untuk data citra selanjutnya hingga data akhir, dimana bobot - bobot yang baru ($v_baru[j, i]$ dan $w_baru[k, j]$) dijadikan bobot awal epoch kembali.
- 7) Ulangi langkah 4 dan 5 hingga jumlah epoch terpenuhi atau galat telah mencapai tolerance. Setelah proses jaringan syaraf tiruan dilakukan, persentase keberhasilan atau akurasi hasil pengukuran dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut :

$$\% = \frac{\text{jumlah citra hasil pengukuran}}{\text{jumlah citra pada diagnosa seharusnya}} \times 100\%$$

2.4 Principal Component Analysis

Principal Component Analysis (PCA) adalah sebuah teknik untuk membangun variabel-variabel baru yang merupakan kombinasi linear dari variabel-variabel asli. Jumlah maximum dari variabel-variabel baru ini akan sama dengan jumlah dari variable lama, dan variabel-variabel baru ini tidak saling berkorelasi satu sama lain (Sharma, 1995). Berikut adalah konsep dasar dari PCA (Richie, 2017)

1. Komponen utama pertama adalah kombinasi linear terbobot dari variabel asal yang dapat menerangkan keragaman terbesar.
2. Komponen utama kedua adalah kombinasi linear terboboti dari variabel asal yang tidak berkorelasi dengan komponen utama pertama, serta memaksimumkan sisa keragaman data setelah diterangkan oleh komponen utama pertama.
3. Komponen Utama selanjutnya dan seterusnya adalah pengulangan selanjutnya dari komponen utama kedua, dan begitupula dengan berikutnya.

Dalam penggunaan PCA apabila satuan dari variabel (X) yang digunakan dalam membangun komponen utama tidak sama, maka variabel perlu ditransformasikan terlebih dahulu kedalam angka baku (Z). Selain itu, ada dua jenis bentuk input dalam pemrosesan pembentukan komponen utama yaitu matriks varians-kovarians dan matriks korelasi, matriks varians-kovarians digunakan jika satuan dari variabel sama dan matriks korelasi digunakan jika satuan dari variabel tidak sama dan variabel di transformasikan ke dalam bentuk angka baku (Z). Berikutnya, penentuan dalam penggunaan jenis matriks sebagai input dari perhitungan komponen utama (S atau R) menentukan dalam formulasi yang digunakan dalam rangka menghitung besarnya bagian atau persentase keragaman total yang mampu diterangkan oleh komponen utama ke- j dan formulasi yang digunakan untuk mengukur keeratan hubungan (korelasi) antara variabel asal dengan komponen utama yang terbentuk. Dan dengan begitu, perhitungan nilai skor komponen utama diperoleh dari hasil perkalian nilai variabel (X) dengan nilai

vektor eigen yang dihasilkan dari proses perhitungan (bukan dari hasil perkalian faktor loading dengan nilai variabel X-nya).

2.5 Konversi Grayscale

Dalam pengenalan wajah dibutuhkan proses pengenalan gambar terlebih dahulu, gambar dengan ruang warna seperti RGB, menggunakan lebih banyak data, karena menampung warna merah (Red), hijau (Green), dan biru (Blue). Sedangkan dengan menggunakan warna grayscale, bidang ruang warna menjadi satu yaitu abu-abu(gray). Dalam perhitungan untuk konversi pun mudah dengan menjumlahkan ketiga nilai ruang warna merah, hijau, dan biru lalu membagi penjumlahan sebelumnya dengan 3, untuk mendapatkan nilai ruang warna dalam rentang warna hitam hingga putih (Prasetyo, 2019).

2.6 Hyperparameter Tuning

Dalam pembelajaran mesin, ada dua jenis parameter, pertama adalah parameter yang didapat dari mempelajari dan nilai dari setiap data, dan melakukan penyesuaian terhadap estimasi parameter yang diperlukan seperti menentukan koefisien yang diperlukan pada linear regression ataupun logistic regression, ataupun menentukan vektor pada SVM. Sedangkan dalam kasus yang berbeda, yang parameternya tidak dapat ditentukan dengan estimasi dari data yang ada, sehingga diperlukan '*trial and error*' untuk menentukan estimasi nilai yang akan digunakan dalam mencari nilai terbaik, maka disebut sebagai hyperparameter.

Hyperparameter tuning adalah proses seleksi dalam melakukan optimisasi nilai estimasi yang digunakan dalam menentukan sebuah nilai parameter (Brownlee, 2017).

2.7 Pembagian Data

Tujuan utama dalam sebuah sistem yang dibangun dengan *machine learning* adalah memiliki kemampuan untuk dapat melihat data yang belum pernah digunakan dan mampu mengenalinya dengan baik, karena itu penting untuk memisahkan data yang akan digunakan untuk melatih model dan menguji model yang dilatih menggunakan bagian data yang berbeda. Bagian data itu merupakan data untuk melatih model yang disebut sebagai data pelatihan, dan data untuk menguji kemampuan dari model yang telah dilatih adalah dengan menguji menggunakan data pengujian. (Herlambang, 2018)