

PRAPROPOSAL PENELITIAN DISERTASI

***CLOUD MOBILE BIOMETRIKA MULTIMODAL WAJAH,
SUARA DAN TELAPAK TANGAN BERBASIS METODE DEEP
LEARNING***



**Ni Kadek Ayu Wirdiani
2091011001**

**PROGRAM STUDI DOKTOR ILMU TEKNIK
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS UDAYANA
2021**

**PRAPROPOSAL PENELITIAN DISERTASI
(MATERI UJIAN KUALIFIKASI)**

***CLOUD MOBILE BIOMETRIKA MULTIMODAL WAJAH,
SUARA DAN TELAPAK TANGAN BERBASIS METODE DEEP
LEARNING***



**Ni Kadek Ayu Wirdiani
2091011001**

**PROGRAM STUDI DOKTOR ILMU TEKNIK
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS UDAYANA
2021**

Lembar Persetujuan Pembimbing Akademik

PRAPROPOSAL PENELITIAN DISERTASIINI TELAH DISETUJUI
PADA TANGGAL

Pembimbing Akademik

(Prof. Dr. Ir. Made Sudarma, M.A.Sc., IPU., ASEAN Eng.)
NIP. 19651231 199303 1189

Mengetahui:

Koordinator Program Studi Doktor Ilmu Teknik
Faul tas Teknik Universitas Udayana

(Prof. Ir. I Nyoman Arya Thanaya, ME, Ph.D.)
NIP. 19601108 198803 1 002

(Lampiran 5a, dimodifikasi)

**Praproposal Penelitian Disertasi Ini Telah Disetujui dan Dinilai
oleh Panitia Penguji pada
Program Doktor Ilmu Teknik
Program Pascasarjana Universitas Udayana
Pada tanggal**

Panitia Penguji Praproposal Penelitian Disertasi:

Ketua : Prof. Dr. Ir. Made Sudarma, M.A.Sc., IPU., ASEAN Eng. (PA)

Anggota : 1.
2.
3.
4.
5.

DAFTAR ISI

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING AKADEMIK	i
PANITIA PENGUJI PRAPROPOSAL PENELITIAN DISERTASI	ii
ABSTRAK	iv
DAFTAR ISI	v
BAB I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan	3
1.4 Manfaat Penelitian	4
1.5 Batasan Masalah.....	4
1.6 Kebaharuan Penelitian (<i>Novelty</i>)	4
BAB II. TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Kajian Pustaka mengenai Biometrika	6
2.2 9	
2.3	12
BAB III. KERANGKA BERPIKIR, KONSEP PENELITIAN DAN HIPOTESIS	13
3.1 Kerangka Berpikir (uraian)	13
3.2 Konsep Penelitian (bagan alir)	14
3.3 Hipotesis (bila ada)	15
BAB IV. METODE PENELITIAN	16
4.1 Rancangan Penelitian	16
4.2 Lokasi dan Waktu Penelitian	16
4.3 Ruang Lingkup Penelitian	16
4.4 Penentuan Sumber Data	17
4.5 Variabel Penelitian	17
4.6 Bahan Penelitian	17
4.7 Instrumen Penelitian	17
4.8 Prosedur Penelitian	18
4.9 Cara Analisis Data	18
DAFTAR PUSTAKA	19

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Perkembangan teknologi informasi berjalan sangat pesat salah satunya dalam bidang pengolahan citra. Sistem identifikasi seseorang pada umumnya masih dilakukan menggunakan teknik konvensional, seperti pengenalan berdasarkan kata sandi (password), ID card dan PIN. Penggunaan teknik konvensional memiliki beberapa kelemahan. Kelemahan pengenalan menggunakan ID card yang mudah rusak atau hilang, sedangkan kelemahan penggunaan PIN atau kata sandi adalah kemungkinan dapat dilupakan oleh user. Berdasarkan permasalahan itu dibutuhkan sistem pengenalan atau identifikasi, verifikasi yang mudah, efisien, dan memiliki tingkat keakuratan yang tinggi.

Sistem pengenalan atau identifikasi identitas seseorang saat ini telah banyak dikembangkan menggunakan teknologi biometrik. Teknologi biometrika merupakan pengenalan identitas seseorang secara otomatis berdasarkan bagian tubuh dan tingkah laku manusia. Teknologi biometrika tidak mungkin dapat diduplikasi atau terlupa karena proses dari teknologi tersebut menggunakan bagian tubuh untuk dikenali identitasnya dan mengharuskan seseorang untuk hadir atau tidak dapat diwakilkan. Ciri fisik manusia yang relatif stabil seperti sidik jari, iris mata, suara, citra wajah, dan telapak tangan.

Sistem biometrika pada umumnya memerlukan sensor khusus seperti halnya pada sidik jari, iris dan retina. Penelitian ini akan menggunakan kamera *smartphone* sebagai sensor utama untuk akuisisi citra obyek sehingga dapat dimanfaatkan secara *mobile* yang mana kebutuhan aplikasi *mobile* merupakan kebutuhan yang sangat penting. Obyek yang akan digunakan pada penelitian ini adalah wajah, suara dan telapak tangan. Ketiga obyek ini dipilih karena obyek tersebut mudah untuk dilakukan proses akuisisi dibandingkan dengan iris dan retina. Sistem biometrika dengan menggunakan obyek wajah, suara dan telapak tangan dapat diaplikasikan dalam berbagai bidang, diantaranya adalah sistem absensi kantor, sistem keamanan *handphone*, alat bantu dalam pelacakan pelaku kriminal.

Sistem biometrika yang ada pada saat ini sebagian besar masih menggunakan sistem *unimodal*. Sistem *unimodal* ini memiliki beberapa kelemahan seperti adanya variasi *intraclass*, variasi *interclass* serta akurasi yang rendah (Darma Putra, 2009). Penelitian ini mencoba untuk menggabungkan beberapa ciri pada manusia seperti pada wajah, suara dan telapak tangan sehingga diharapkan dapat meningkatkan akurasi dengan tetap menjaga proses komputasi yang

masih dalam batas wajar. Kombinasi penggunaan *cloud server* dan penyimpanan lokal pada perangkat *mobile* diharapkan dapat meningkatkan efektifitas dan efisiensi biaya yang diperlukan.

Beberapa penelitian biometrika dengan menggunakan *cloud* sebagai penyimpanannya adalah penelitian yang dilakukan oleh Peter Peer yang membangun Sistem Biometrika berbasis *Cloud Servis* (Peer *et al.*, 2013). Pada penelitian ini menggunakan aplikasi desktop dan berbasis web dengan menggunakan obyek sidik jari. Proses akuisisi dilakukan dengan menggunakan pemindai sidik jari yang mengintegrasikan ke dalam aplikasi lokal (desktop atau/dan web). Aplikasi kemudian berkomunikasi melalui API dengan layanan web biometrik yang dihosting di *cloud* dan mengirimkan gambar untuk diproses di *cloud* dan akhirnya hasilnya dikirim kembali ke aplikasi lokal. Penelitian lainnya yang dilakukan oleh A. Amali Mary Bastina, pada penelitiannya ini melakukan Identifikasi dan Otentikasi menggunakan Sidik jari untuk Akses Data *Cloud*. Pada penelitiannya ini memungkinkan orang meminta akses data di komputer kemudian saat orang tersebut meminta akses ke pengguna resmi melalui *Bluetooth* di ponsel, pengguna resmi mengirimkan izin akses melalui kode rahasia sidik jari. Proses verifikasi dilakukan dengan *database* di komputer, jika cocok, maka komputer dapat diakses oleh orang yang diminta (Bastina and Rama, 2017). Berdasarkan penelitian yang diatas dapat dilihat bahwa rata-rata obyek yang digunakan hanya satu dan masih berupa gambar yang *dicapture* sedangkan pada penelitian ini dengan menggunakan beberapa obyek dan proses akuisisi dilakukan secara *realtime* oleh pengguna dengan menggunakan perangkat *mobile* sehingga usaha-usaha kecurangan dapat diminimalisir dengan deteksi perubahan posisi (gerak) dari obyek.

1.2. Perumusan Masalah

Secara umum, terdapat beberapa permasalahan yang berhubungan dengan *Cloud Mobile* Biometrika Multimodal berbasis metode *Deep Learning*, yaitu:

1. Bagaimana arsitektur sistem biometrika multimodal menggunakan kombinasi obyek wajah, suara dan telapak tangan berbasis *cloud server* dengan model pengenalan pada perangkat *mobile*.
2. Bagaimana akuisisi data yang dilakukan secara *realtime* dapat mengantisipasi kecurangan dalam proses pengenalan.
3. Bagaimana unjuk kerja sistem biometrika multimodal dengan kombinasi model pengenalan pada perangkat *mobile* dan *cloud server*.

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan umum dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan *Sistem Cloud Mobile Biometrika Multimodal* berbasis metode *Deep Learning*, sedangkan tujuan khususnya dapat dilihat sebagai berikut:

1. Mendapatkan model arsitektur yang cocok digunakan untuk kombinasi biometrika multimodal dengan obyek wajah, suara dan telapak tangan berbasis *cloud server* dan pengenalan pada perangkat *mobile*.
2. Mendapatkan kombinasi metode penggabungan biometrika multimodal dengan obyek wajah, suara dan telapak tangan yang tepat sehingga memperoleh unjuk kerja pengenalan yang tinggi.

1.4. Manfaat Hasil Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat pada bidang biometrika, khususnya untuk sistem biometrika berbasis *mobile* sehingga dapat diterapkan secara langsung. Memperkaya pilihan penerapan teknologi biometrika pada kebutuhan saat ini seperti mendukung perkantoran elektronik (*e-office*).

1.5. Batasan Masalah

Permasalahan diatas yang terlalu umum menyebabkan perlu dibatasi pada hal-hal sebagai berikut:

1. Berbagai macam metode telah digunakan pada sistem biometrika, pada penelitian ini akan dibatasi untuk proses pengenalan dengan menggunakan metode *Deep Learning* yaitu *One Shot Learning, Recurrent Neural Network* dan CNN.
2. Sistem biometrika pada saat ini menggunakan salah satu ciri dari manusia, pada penelitian ini akan menggunakan kombinasi obyek wajah, suara dan telapak tangan.

1.6. Kebaruan Penelitian

Penelitian ini memperkenalkan pendekatan kebaruan antara lain:

1. Kombinasi obyek wajah, suara dan telapak tangan untuk saat ini belum ada yang mengkombinasikannya secara *mobile*. Kombinasi dengan menggunakan ketiga obyek ini diharapkan meningkatkan keamanan dari pemalsuan, selain itu juga dapat meningkatkan akurasi.

2. Kombinasi deteksi citra untuk wajah dan telapak tangan dilakukan secara *live* (langsung) dengan pergerakan dari obyek sehingga kemungkinan untuk dipalsu dan untuk saat ini yang mengkombinasikan kedua obyek tersebut secara *live* dengan menggunakan perangkat *mobile* masih belum ada.
3. Pemanfaatan algoritma *One Shot Learning* pada pengenalan biometrika multimodal diharapkan dapat meningkatkan unjuk kerja.
4. Pemanfaatan sistem biometrika telapak tangan dengan perangkat *mobile* yang terhubung ke *cloud server* yang dimanfaatkan secara komersial masih belum ada.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kajian Pustaka mengenai Biometrika Wajah, Suara dan Telapak Tangan

Beberapa penelitian biometrika dengan menggunakan *cloud* sebagai penyimpanannya adalah penelitian yang dilakukan oleh Peter Peer yang membangun sistem Bometrika berbasis *Cloud Servis* (Peer *et al.*, 2013). Pada penelitian ini menggunakan aplikasi desktop dan berbasis web dengan menggunakan obyek sidik jari. Proses akuisisi dilakukan dengan menggunakan pemindai sidik jari yang mengintegrasikan ke dalam aplikasi lokal (desktop dan web). Aplikasi kemudian berkomunikasi melalui API dengan layanan web biometrik yang dihosting di *cloud* dan mengirimkan gambar untuk diproses di *cloud* dan akhirnya dikirim kembali ke aplikasi lokal. Penelitian lainnya yang dilakukan oleh A. Amali Mary Bastina, pada penelitiannya ini melakukan Identifikasi dan Otentikasi menggunakan Sidik jari untuk Akses Data *Cloud*. Pada penelitiannya ini memungkinkan orang meminta akses data di komputer kemudian saat orang tersebut meminta akses ke pengguna resmi melalui *Bluetooth* di ponsel, pengguna resmi mengirimkan izin akses melalui kode rahasia sidik jari. Proses verifikasi dilakukan dengan *database* di komputer, jika cocok, maka komputer dapat diakses oleh orang yang diminta (Bastina and Rama, 2017). Penelitian lainnya oleh (Reddy *et al.*, 2019) yang membuat penelitian tentang cloud biometrika dengan menggunakan objek suara. Penelitian lainnya adalah oleh (Ximenes *et al.*, 2019) yang membangun Platform Seluler Otentikasi untuk melakukan izin transaksi berbasis cloud biometrika. Izin transaksi ini menggunakan beberapa data seperti Kode QR dan Wajah sebagai verifikasi. Penelitian lainnya oleh (Sahithi *et al.*, 2019) yang melakukan otentikasi dengan menggunakan sidik jari atau telapak tangan untuk akses cloud kepada pengguna data yang diperlukan.

Beberapa penelitian biometrika dengan menggunakan obyek wajah, suara dan telapak tangan dapat dilihat dibawah ini: penerapan metode yang digunakan untuk menunjang perancangan sistem pengenalan citra wajah secara *real-time* dengan metode *eigenface*. Widiakumara, Putra, dan Wibawa melakukan penelitian berjudul “Aplikasi Identifikasi Wajah Berbasis Android” pada tahun 2018. Penelitian ini menggunakan metode Eigenface untuk mendapatkan nilai bobot citra yang kemudian dibandingkan dengan bobot Eigenface citra dari *database*. Hasil identifikasi citra dilihat dari jumlah selisih bobot Eigenface paling minimum. Tingkat keberhasilan dari uji coba aplikasi sebesar 68%, dengan nilai FAR (False Acceptance Rate) yang diperoleh sebesar 32% (Widiakumara, Putra and Wibawa, 2018).

Oka Sudana, Darma Putra, dan Arismandika dalam penelitian berjudul “*Face Recognition*

Sistem On Android Using Eigenface Method” pada tahun 2014 membahas tentang sistem pengenalan wajah berbasis Android menggunakan metode Eigenface. Penelitian ini menggunakan 50 citra uji yang diambil langsung dari kamera *smartphone* Android dengan jarak 60 cm dari kamera. Citra yang telah diambil dan dilakukan *cropping* kemudian diubah menjadi *grayscale*. Proses *enrollment* menghitung *eigenvalue* dan *threshold* citra yang akan disimpan dalam *database*. Proses identifikasi menghitung perbedaan *eigenvalue* citra uji dengan citra latih, lalu membandingkan perbedaan minimum dengan *threshold*. Akurasi tertinggi dicapai oleh nilai *threshold* 44 yaitu 94,48%, dengan nilai FMR 2,52% dan FNMR 3% (Oka Sudana, Darma Putra and Arismandika, 2014).

Penelitian oleh Astawa, Putra, Sudarma, dan Hartanti berjudul “*The Impact of Color Space and Intensity Normalization to Face Detection Performance*” membandingkan kinerja ruang warna YIQ, YCbCr, HSV, HSL, CIELAB, CIELUV, dan RGB dalam proses deteksi wajah. Citra yang sudah dikonversi ke tiap-tiap ruang warna lalu dilakukan normalisasi intensitas. Hasil normalisasi intensitas kemudian dikonversi kembali ke RGB untuk melakukan proses deteksi wajah. Persentase deteksi wajah pada setiap ruang warna mengalami peningkatan. Salah satu hasil peningkatan persentase deteksi wajah tersebut yaitu pada ruang warna YCbCr. Persentase deteksi wajah pada citra ruang warna YCbCr terhadap citra dari sosial media meningkat dari 67,15% hingga 83,21%, citra dari ponsel meningkat dari 75% hingga 87,12%, dan citra dari kamera digital meningkat dari 64,58% hingga 80,21% (Astawa *et al.*, 2018).

Deng, Hu, Lu, dan Guo pada tahun 2014 mengembangkan metode *transform-invariant PCA* (TIPCA) dalam penelitian berjudul “*Transform-Invariant PCA: A Unified Approach to Fully Automatic Face Alignment, Representation, and Recognition*”. Metode *transform-invariant PCA* digunakan untuk identifikasi karakter wajah yang bersifat invariant terhadap transformasi *in-plane* dari citra latih. TIPCA menyelaraskan citra dan membuat *eigenspace* optimal untuk meminimalisir *mean square error* (Deng *et al.*, 2014). Citra hasil proses TIPCA kemudian diuji terhadap metode-metode pengenalan wajah seperti LBP, HOG, dan GEF.

Penelitian oleh Zhang, Gonnot, dan Saniie pada tahun 2017 berjudul “*Real-Time Face Detection and Recognition in Complex Background*” membahas tentang kombinasi algoritma yang efisien untuk pengenalan wajah secara *real time* dengan latar kompleks. Algoritma yang digunakan antara lain AdaBoost, *Local Binary Pattern* (LBP), dan *Principal Component Analysis* (PCA). AdaBoost digunakan dalam pelatihan deteksi mata dan wajah. LBP digunakan dalam ekstraksi ciri. PCA digunakan untuk mengenali wajah secara efisien. Hasil *true positive* dari kombinasi algoritma tersebut mencapai 98,8% untuk deteksi wajah dan 99,2% untuk pengenalan wajah yang tepat (Zhang, Gonnot and Saniie, 2017).

Penelitian oleh De, Saha, dan Pal berjudul “*A Human Facial Expression Recognition*

Model based on Eigen Face Approach" pada tahun 2015 membahas tentang metode berbasis Eigenface untuk pengenalan ekspresi wajah. Jenis-jenis ekspresi yang dideteksi yaitu terkejut, sedih, takut, senang, dan marah. Deteksi yang dilakukan untuk pengenalan ekspresi yaitu gerak-gerik fitur pada wajah seperti mata, hidung, dan mulut. Metode ini menggunakan ruang warna HSV untuk mendeteksi wajah sebelum dikonversi menjadi citra *grayscale*. Metode PCA digunakan untuk menghilangkan dimensionalitas *eigenspace*, memproyeksikan citra uji pada *eigenspace*, dan menghitung jarak Euclidean antara citra uji dengan *dataset* latih. Ekspresi wajah yang paling banyak dikenali yaitu senang, dengan persentasi 93,1% (De, Saha and Pal, 2015).

Penelitian lainnya yang dilakukan dengan menggunakan deteksi Haar Cascade berjudul "*Multi-Faces Recognition Process Using Haar Cascades and Eigenfaces Methods*". Cara kerja sistem tersebut adalah mengusulkan solusi untuk proses pengenalan wajah yang lebih cepat dan hasil yang akurat. Proses pengenalan wajah yang diusulkan dilakukan menggunakan proses hybrid metode Haar Cascades dan Eigenface, yang dapat mendeteksi banyak wajah (55 wajah) dalam satu proses deteksi. Proses pre-prosesing citra terdiri dari beberapa tahapan yaitu training data, konversi grayscale, dan preprosesing dengan Haar Cascade. Proses ekstraksi fitur terdiri dari dua tahapan yaitu tahapan training dan testing, dimana data yang diujicobakan akan dibagi menjadi dua yaitu data training dan data testing yang akan diolah menggunakan metode PCA (*Principal Component Analysis*) atau yang lebih dikenal dengan metode eigenfaces. Proses identifikasi wajah menggunakan metode similaritas Euclidean Distance. Pendekatan pengenalan wajah yang ditingkatkan ini mampu mengenali banyak wajah dengan tingkat akurasi 91,67% (Mantoro, T., Ayu, M.A., & Suhendi, 2018).

Beberapa penelitian terkait pengenalan suara diantaranya adalah pada artikel yang ditulis oleh Sonawane, A., Inamdar, M. U., & Bhangale, K. B pada tahun 2017 yang membahas tentang pengenalan suara berdasarkan emosi manusia dengan menggunakan MFCC dan Multiple SVM. Pada penelitian ini, dilakukan ekstraksi fitur emosi suara menggunakan metode MFCC dan klasifikasi dilakukan dengan linear non linear multiple SVM. Pengenalan suara telah terbukti menjadi salah satu pengenalan yang baik untuk mengenali emosi manusia dengan hasil akurasi saat pengujian rata-rata sebesar 82% (Sonawane, A., Inamdar, M. U., & Bhangale, K., 2017). Ada juga penelitian yang dilakukan oleh Elvira Sukma Wahyuni pada tahun 2017 tentang pengenalan suara berbasis Bahasa arab menggunakan metode MFCC untuk tahapan feature extraction dan Artificial Neural Network (ANN) untuk metode klasifikasi. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode yang digunakan menghasilkan akurasi yang cukup baik dengan rata-rata akurasi sebesar 92.42%. Aplikasi dapat mengenali huruf (sa, sya, dan tsa) dengan akurasi sebesar 92.38%, 93.26%, dan 91.63%. (Elvira Sukma Wahyuni, 2017).

Pada tahun 2017, E. D., Ballado, A. H., Cruz, F. R. G., dan Cruz, J. C. D. melalui jurnal yang berjudul “MFCC and VQ Voice Recognition Based ATM Security for the Visually Disabled” melakukan pengembangan sistem voice recognition pada keamanan ATM agar dapat mempermudah orang yang memiliki masalah penglihatan. Sistem keamanan yang dikembangkan pada penelitian ini dikombinasikan dengan pengenalan sidik jari sehingga dapat memberikan tingkat keamanan yang maksimal (E. D., Ballado, A. H., Cruz, F. R. G., dan Cruz, J. C. D. 2017). Penelitian lainnya yang berjudul “Voice biometrics: Deep learning-based voiceprint authentication sistem” yang ditulis oleh Andrew Boles dan Paul Rad pada tahun 2017 yang membahas mengenai penggunaan deep learning dalam sistem autentifikasi biometrika suara. Hasil penelitian yaitu penggunaan metode Mel-Frequency Cepstral Coefficient Feature dari suara manusia dengan input koefisien dibawah 20 pada Support Vector Machine menghasilkan akurasi terbaik baik pada fase training dan testing, serta Panjang file audio yang baik untuk dapat dianalisa dan disegmentasi yaitu antara 2 hingga 4 detik (Andrew Boles dan Paul Rad, 2017).

Penelitian lain mengenai sistem keamanan PC pernah dilakukan pada Jurnal Prosiding yang berjudul “Voice Recognition untuk Sistem Keamanan PC Menggunakan Metode MFCC dan DTW” yang ditulis oleh Destian Tri Handoko, Patmi Kasih pada tahun 2018 membahas mengenai penggunaan Teknologi Biometrika keamanan pada PC. Sistem keamanan menggunakan suara (sistem speech recognition) untuk mengunci desktop dari orang yang tidak memiliki otoritas dapat berguna untuk mengamankan kinerja, data, fungsi atau proses komputer (Handoko and Kasih, 2018)

Penelitian yang berjudul “Rancang Bangun Aplikasi Al Quran Digital Untuk Penyandang Disabilitas Tangan Berbasis Command Voice Pada Perangkat Android” yang ditulis oleh Hayatun Nufus, Novian Solekhah, Moehammad Sarosa dan M. Nanak Zakaria pada tahun 2015 yang mengembangkan sistem pencarian surat dan pergantian halaman menggunakan perintah suara berbasis aplikasi. Aplikasi untuk sementara masih difokuskan pada juz 30 dan pada waktu penulisan jurnal masih dalam proses pengembangan untuk keseluruhan isi Al Quran (Nufus *et al.*, 2015).

Penelitian yang berjudul “Tinjauan Kasus Model Speech Recognition: Hidden Markov Model” yang ditulis oleh Deny Jollyta, Dwi Oktarina dan Johan pada tahun 2020 mengenai sistem pengenalan suara yang dapat mengenali suara jika terdapat seseorang yang berkata kasar. Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, dalam keadaan ideal sistem ini dapat mengenali suara sebesar 94,29%. Pada saat terdapat noise, sistem ini dapat mengenali suara sebesar 25,7% (Jollyta, Oktarina and Johan, 2020)

Penelitian pada yang berjudul “Biometrik Pola Suara dengan Jaringan Saraf Tiruan” yang ditulis oleh Ina Agustina, Fauziah dan Aris Gunaryati pada tahun 2016 mengenai Pengenalan pola

suara biometrik. Neural Predictive Coding (NPC) yang menggunakan transformasi fourier pada penelitian ini tingkat identifikasinya mencapai 100% (Agustina and Gunaryati, 2016). Pada penelitian lain dengan judul “Perbandingan Identifikasi Pembicara Menggunakan MFCC dan SBC dengan ciri Pencocokan LBG-VQ” oleh Purwono Prasetyawan pada tahun 2016 yang membandingkan efektifitas metode MFCC dan SBC, menemukan bahwa metode MFCC dapat melakukan identifikasi suara lebih cepat dibandingkan metode SBC (Prasetyawan, 2016). Ada juga penelitian dengan judul “Implementasi Metode MFCC dan DTW untuk Pengenalan Jenis Suara Pria dan Wanita” yang dilakukan oleh Irham Sidik Permana, Youllia Indrawaty Nurhasanah, dan Andriana Zulkarnain pada tahun 2018 untuk mengembangkan sistem pengenalan jenis suara pria dan wanita pada paduan suara. Aplikasi identifikasi suara pria dan wanita yang dikembangkan pada penelitian ini dengan metode MFCC dan DTW berhasil mengenali jenis suara pria dan wanita pada paduan suara dengan besar akurasi yang berbeda-beda untuk tiap jenis suara (Permana, Indrawaty and Zulkarnain, 2019). Selanjutnya, penelitian dengan judul “Metode Wavelet-MFCC dan Korelasi dalam Pengenalan Suara Digit” yang ditulis oleh Zaurarista Dyarbirru dan Syahroni Hidayat pada tahun 2020 bertujuan untuk membuat sistem yang dapat mengenali suara digit yang diucapkan manusia atau biasa disebut sistem ASR (Automatic Speech Recognition). Pada penelitian ini, digunakan metode MFCC dan Wavelet untuk proses ekstraksi ciri. Penggabungan metode MFCC dan wavelet bertujuan untuk menutupi kekurangan pada kedua metode. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem dapat mengenali suara digit dengan akurasi rata-rata tertinggi sebesar 63% (Zaurarista Dyarbirru dan Syahroni Hidayat, 2020). Penelitian lain mengenai sistem pengenalan melalui ciri suara adalah penelitian dengan judul “Pengenalan Jenis Kelamin Manusia Berbasis Suara Menggunakan MFCC dan GMM” yang dilakukan oleh Faisal Dharma Adhinata, Diovianto Putra Rakhmadani, dan Alon Jala Tirta Segara pada tahun 2021. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pengenalan jenis kelamin berbasis suara. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah metode ekstraksi ciri MFCC dan metode klasifikasi data GMM (Gaussian Mixture Models). Hasil percobaan menunjukkan sistem yang dibangun mampu mendeteksi jenis kelamin manusia melalui data biometric suara dengan akurasi sebesar 81,18% (Faisal Dharma Adhinata, Diovianto Putra Rakhmadani, dan Alon Jala Tirta Segara,

Contoh penelitian lainnya adalah tertera pada judul “*Voice Recognition using K Nearest Neighbor and Double Distance Method*”. Jurnal yang membahas pengenalan suara dimana proses pengenalan suara dimulai dengan suara ekstraksi fitur menggunakan Koefisien Frekuensi Cepstrum (MFCC). Tujuan metode MFCC adalah untuk mendapatkan sinyal fitur yang berkorelasi dengan suara manusia. Sinyal yang dikonversi dari analog ke digital diperlukan dalam metode MFCC. Digital sinyal memiliki domain waktu dan itu membuat analisis lebih sulit.

Sehingga waktu domain dikonversi ke waktu domain untuk membuat analisis lebih tepat. Selanjutnya, setelah mendapatkan fitur tersebut, pada langkah pengenalan menggunakan metode K Nearest Neighbor (KNN) dengan nomor k adalah satu. Euclidean Distance digunakan untuk mendapatkan kesamaan pelatihan data dan pengujian data. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa KNN memiliki akurasi tinggi jika menggunakan data normal, tetapi memiliki akurasi lebih rendah saat menggunakan data pencilan. Eksperimen ini menggunakan 11 mata pelajaran sebagai pelatihan data dan pengujian data. Setiap suara subjek direkam tiga kali. Hasil percobaan dengan metode KNN dengan satu data center adalah 84.85% dan hasil percobaan menggunakan jarak ganda pengukuran adalah 96,97%. Hasilnya menunjukkan bahwa ganda metode jarak meningkatkan akurasi pengenalan suara.

Penelitian terkait telapak tangan dapat dilihat dari beberapa penelitian berikut yaitu penelitian dari (Purnamasari and Sutojo, 2017) dimana tujuan utama penelitian ini adalah pembuatan sistem pengenalan diri menggunakan karakteristik alami manusia yaitu telapak tangan. Metode penelitian yang digunakan untuk mengatasi masalah tersebut adalah K-Nearest Neighbors (K-NN) dan menggunakan fitur ekstraksi *Gray level cooccurrence matrix* (GLCM). Hasil penelitian diperoleh akurasi tertinggi terjadi saat GLCM menggunakan sudut dan K-NN menggunakan nilai k sebesar 7 mencapai 92,3% dengan 26 data testing yang benar sejumlah 24 data dan yang salah sejumlah 2 buah.

Penelitian terdahulu selanjutnya dari (Fitriya and Kom, 2019), penelitian ini membahas mengimplementasikan metode segmentasi region of interest (ROI) untuk garis telapak tangan, digunakannya deteksi tepi sobel untuk mengetahui batas-batas antara suatu obyek dengan latar belakang obyek gambar, sehingga segmentasi ini dapat membantu untuk proses awal identifikasi dan verifikasi. Langkah-langkah dalam melakukan segmentasi *region of interest* (ROI) garis telapak tangan menggunakan deteksi tepi sobel yaitu pertama menginputkan citra telapak tangan yang diambil dari dataset CASIA. Citra yang diinputkan adalah citra digital, berupa gambar telapak tangan dengan format jpeg (*jpg), citra tersebut berwarna grayscale, sehingga tidak ada lagi citra warna tetapi hanya ada warna keabuan. Proses selanjutnya citra telapak tangan akan di proses segmentasi region of interest untuk menentukan bagian yang dideteksi tepi, pada proses deteksi tepi ini menggunakan metode deteksi tepi sobel. Hasil yang didapatkan segmentasi region of interest (ROI) menggunakan deteksi tepi sobel mampu melakukan segmentasi citra garis telapak tangan dengan baik, yaitu dengan akurasi tertinggi pada citra garis telapak tangan kanan mencapai 87.01% dan terendah mencapai 86.46%, nilai akurasi tertinggi pada citra garis telapak tangan kiri mencapai 85.35% dan terendah mencapai 82.68%.

Penelitian dari (Zhang *et al.*, 2018) ini menyelidiki masalah pengenalan palmprint/palmvein dan mengusulkan skema berbasis Deep *Convolutional Neural Network* (DCNN), yaitu

PalmRCNN (kependekan dari pengenalan palmprint/palmvein menggunakan CNN). Efektivitas dan efisiensi PalmRCNN telah diverifikasi melalui eksperimen ekstensif yang dilakukan pada kumpulan data benchmark. Selain itu, meskipun upaya substansial telah dikhawasukan untuk pengenalan palmvein, masih cukup sulit bagi para peneliti untuk mengetahui kemampuan pembeda potensial dari palmvein nirkontak. Salah satu alasan utamanya adalah bahwa kumpulan data berskala besar dan tersedia untuk umum yang terdiri dari gambar palmvein nirkontak berkualitas tinggi masih kurang. Untuk tujuan ini, perangkat akuisisi yang mudah digunakan untuk mengumpulkan gambar palmvein nirkontak berkualitas tinggi pada awalnya dirancang dan dikembangkan dalam pekerjaan ini. Kemudian, kumpulan data gambar palmvein skala besar dibuat, terdiri dari 12.000 gambar yang diperoleh dari 600 telapak tangan berbeda dalam dua sesi pengumpulan terpisah. Kumpulan data yang dikumpulkan sekarang tersedia untuk umum.

Penelitian (Piciucco, Maiorana and Campisi, 2018) membahas tentang pendekatan baru untuk pengenalan urat telapak tangan yang mengandalkan pencitraan high dynamic range (HDR). Penulis berspekulasi bahwa eksplorasi gambar vena beberapa eksposur menjamin kinerja pengenalan yang lebih baik daripada sistem dasar yang mengandalkan akuisisi eksposur tunggal. Untuk memverifikasi asumsi penulis, kumpulan data beberapa eksposur dikumpulkan dari 86 subjek, dengan 12 set gambar palm vein diambil untuk setiap pengguna. Setiap set terdiri dari lima gambar, diperoleh pada eksposur berbeda, yang dapat digabungkan untuk menghasilkan representasi HDR dari pola vena yang sebenarnya. Pola biner lokal dan pola turunan lokal digunakan untuk mengekstrak fitur dari gambar eksposur tunggal, gambar HDR mentah, dan gambar HDR yang dipetakan nada. Hasil penelitian yang diperoleh menunjukkan bahwa peningkatan kinerja yang signifikan dapat dicapai ketika fitur-fitur diskriminatif diekstraksi dari konten HDR, sehubungan dengan penggunaan gambar eksposur tunggal.

Penelitian dari (Fajriani, 2017) yang melakukan pengenalan telapak tangan untuk pengenalan individu pada penggunaan proses autentikasi atau password untuk mendapatkan hak akses. Sistem pengenalan pola garis telapak tangan menggunakan metode pengenalan Fuzzy K-Nearest Neighbor (FKNN) agar dapat mendeteksi garis telapak tangan seseorang pada citra digital kemudian mengenali citra garis telapak tangan tersebut dengan cara mencocokkan hasil ekstraksi fiturnya dengan fitur citra telapak tangan. Ada lima tahapan yang dilakukan dalam *preprocessing* yaitu cropping, konversi RGB ke grayscale, resize, median filter, dan adaptive histogram equalization. Pada penelitian ini ekstraksi fitur yang digunakan adalah operasi morfologi yang di dalamnya terdapat proses Anisodiff2d, Imclose, Imsubtract dan Imadjust. Hasil pengenalan pola garis telapak tangan dengan menggunakan metode Fuzzy K-Nearest Neighbor (KNN) diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 93% pada pengujian ke-5 dan didapatkan hasil untuk nilai rata-rata akurasi perbandingan data sebesar 82,6%.

Penelitian dari (Wahyudi, Widyantara and Saputra, 2019) yaitu sistem verifikasi yang bertujuan untuk menerima atau menolak identitas yang diklaim oleh seseorang. Data yang digunakan pada penelitian ini menggunakan citra telapak tangan dari 50 orang partisipan. Setiap partisipan memberikan 9 citra telapak tangan, dimana 5 citra sebagai citra uji dan 4 citra sebagai citra acuan. Jenis gambar jpg dengan resolusi 480 x 640 piksel dan segmentasi dengan resolusi 200 x 200 piksel. Penelitian ini memperkenalkan metode fermat's spiral dalam ekstrasi fitur telapak tangan yang direpresentasikan ke dalam kurva *time series*.

Penelitian (Meitram and Choudhary, 2019) yang menyajikan pendekatan baru untuk meningkatkan kinerja sistem identifikasi berbasis urat telapak tangan. Penelitian ini menggunakan gambar urat telapak tangan dari 100 orang. Penelitian ini menggunakan Gabor Filter and Artificial Neural Network. Filter Gabor untuk ekstraksi fitur lokal. Fitur lokal yang diekstrak kemudian diterapkan pengurangan fitur sekuensial untuk mengurangi fitur yang lebih unik. Vektor fitur yang direduksi kemudian diproses menggunakan Artificial Neural Network. Penelitian ini menghasilkan bahwa kelas keluaran hampir sama dengan kemiripan 97.5% matriks kebingungan keluaran. Dari grafik validasi kinerja seperti yang ditunjukkan pada Gambar 6, dapat disimpulkan bahwa kinerja parameter pelatihan meningkat seiring waktu. Grafik analisis regresi antara parameter pelatihan, pengujian dan validasi semuanya menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi. Jadi kinerja dan tujuan sistem biometrik sangat tinggi.

Penelitian terdahulu lainnya (Dappuri, Srija and Dhanne, 2020) yaitu Sistem Otentifikasi Biometrik Palm print untuk Aplikasi Keamanan. Penelitian menggunakan 7.752 gambar telapak tangan. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Region of interest* untuk melakukan segementasi dan UDBW transform. Model yang diusulkan telah membuktikan bahwa ia telah mencapai akurasi 100% dengan beberapa gambar uji yang diambil dalam lingkungan waktu nyata. Penelitian lainnya (Fadillah, Imanuddin and Lestari, 2019) Penelitian ini membahas tentang sistem pengenalan diri secara otomatis menggunakan telapak tangan. Pengujian yang dilakukan pada sistem pengenalan telapak tangan menggunakan data citra telapak tangan sebanyak 34 buah citra yang terdiri dari 7 citra telapak tangan untuk di latih dan 7 citra telapak tangan untuk diuji. Data citra latih dari setiap pengenalan telapak tangan ada 18 buah citra, sedangkan data citra uji dari setiap pengenalan telapak tangan ada 21 buah citra.

2.2. Biometrika

Biometrik berasal dari bahasa Yunani yaitu, bios artinya hidup dan mctron artinya ukuran. Biometrik yang menentukan karakteristik pembeda (ciri pembeda) pada badan atau hubungan seseorang yang digunakan untuk melakukan koordinasi terhadap identitas orang tersebut. Pada definisi, biometrik diatas adalah dengan menggunakan teknologi (komputer), pengenalan terhadap

identitas seseorang dapat dilakukan dengan waktu nyata (*realime*), tidak memerlukan waktu berjam-jam atau berhari-hari untuk proses pengenalan.

Sistem biometrik memberikan persetujuan individu yang didasarkan pada beberapa jenis fitur atau karakteristik yang diberikan oleh individu. Sistem biometrik bekerja dengan terlebih dahulu meluncurkan fitur, seperti mengeluarkan suara digital untuk mengenalkan suara, atau mengambil gambar warna digital untuk mengenalkan wajah dan iris mata. Contoh ini kemudian berubah dengan menggunakan beberapa jenis fungsi matematika menjadi tempat biometrik. Template biometrik akan memberikan normalisasi, efisiensi dan sangat diskriminatif merepresentasi fitur tersebut, yang kemudian membandingkan dengan template lain untuk menentukan identitas. Kebanyakan sistem biometrik menggunakan dua model operasi. Pertama adalah modul pendaftaran untuk menambahkan template ke dalam database, dan yang kedua adalah identifikasi, dimana sebuah template dibuat untuk perbandingan individu dan kemudian dicari dalam database Secara umum terdapat dua model sistem biometrika, yaitu sistem verifikasi (verification sistem) dan sistem identifikasi (identification sistem). Sistem verifikasi bertujuan untuk menerima atau menolak identitas yang diklaim oleh seseorang. Pengguna membuat klaim "positif" terhadap suatu identitas. Diperlukan pencocokan "satu ke satu" dari sample yang diberikan terhadap acuan (template) yang terdaftar atas identitas yang diklaim tersebut. Sistem verifikasi biasanya menjawab pertanyaan "apakah identitas saya sama dengan identitas yang saya klaim?". Sistem identifikasi bertujuan untuk memecahkan identitas seseorang. Pengguna dapat "tidak memberi klaim atau memberi klaim implicit negative" untuk identitas terdaftar. Diperlukan pencocokan "satu ke banyak" yaitu pencarian ke seluruh database identitas terdaftar. Sistem identifikasi biasanya menjawab pertanyaan "identitas siapakah ini".

2.2.1 Kelebihan dan Kekurangan Sistem Biometrika

2.2.1.1 Kelebihan Sistem Biometrika

1. Dapat Melakukan Identifikasi Dengan Cepat

Saat ini pemerintah Indonesia telah memberlakukan pemerintahan berbasis elektronik dimana setiap warga negara harus menggunakan KTP, SIM, Paspor dan SKCK Elektronik. Semua perangkat yang menyimpan identitas warga negara tersebut kini dilengkapi dengan data biometrik. Dengan demikian, hasil identifikasi menggunakan teknologi pemindaian bagian tubuh manusia akan lebih akurat karena setiap manusia mempunyai karakter yang unik.

2. Memudahkan Penggunanya

Kini banyak produk yang hadir dengan teknologi biometrik, seperti mesin absensi dan smartphone. Smartphone yang sudah didukung teknologi biometrik akan lebih mudah diakses oleh penggunanya. Hanya dengan menempelkan sidik jari pada pemindai, maka layar smartphone akan langsung terbuka. Berbeda bila kita masih menggunakan kata sandi, kita harus memasukan kombinasinya terlebih dahulu, itupun masih ada kemungkinan salah memasukan kata sandi.

3. Sulit Untuk Dipalsukan

Karakteristik tubuh manusia yang bersifat unik, tentu akan sangat sulit untuk dipalsukan. Oleh karena itu, sistem keamanan yang menggunakan teknologi biometrik akan sulit untuk dibobol. Para produsen smartphone dan komputer saat ini, banyak yang sudah menambahkan teknologi biometrik ke dalam produk buatan mereka. Penambahan pemindai sidik jari ini dilakukan agar sistem keamanan pada smartphone buatan mereka tidak mudah diretas dan lebih aman.

2.2.1.2 Kekurangan Sistem Biometrik

1. Harga Yang Relatif Mahal

Tingkat produksi yang masih sedikit dan biaya pengembangan yang tinggi pada teknologi biometrik, maka harga dari teknologi biometrik ini pun relatif mahal terutama di Indonesia.

2. Dapat berpotensi terjadinya ketidakakuratan dalam mendeteksi pengguna

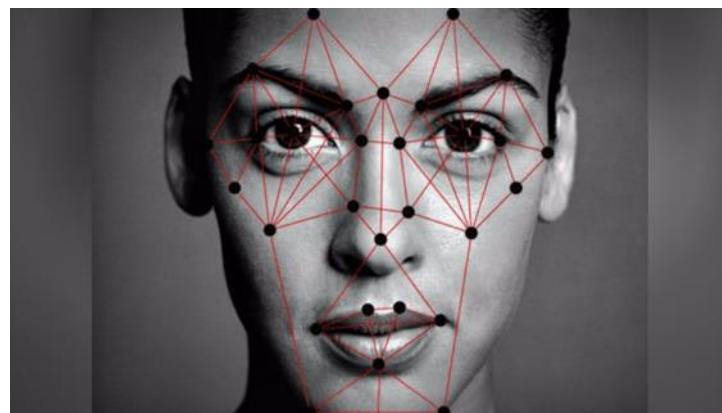
Dibalik kecanggihan fitur yang ditawarkan dari teknologi biometrik, mesin-mesin biometrik yang ada saat ini tidak seakurat yang dipikirkan mayoritas orang, mesin-mesin ini masih rentan akan terjadinya ketidakakuratan dalam mengidentifikasi seseorang karena data yang dapat digunakan oleh mesin masih kurang lengkap dan keterbatasan kemampuan mesin dalam mengidentifikasi pengguna menjadi penyebab dari ketidakakuratan dalam identifikasi pengguna.

3. *Database* yang menyimpan data biometrik masih dapat diretas.

Jika pengguna terluka, maka sistem otentikasi biometrik mungkin tidak berfungsi (misalnya pengguna membakar tangannya, maka pemindai sidik jari mungkin tidak dapat mengidentifikasi mereka).

2.3 Pengenalan Wajah

Wajah merupakan salah satu karakteristik pada tubuh manusia yang dapat dimanfaatkan untuk mengenali seseorang. Pengenalan wajah menjadi suatu fokus permasalahan penting dalam bidang computer vision dan pengenalan pola. Alasan mengapa pengenalan terhadap wajah menjadi masalah yang penting adalah karena wajah merupakan perhatian utama dalam kehidupan sosial kemasyarakatan yang memiliki fungsi untuk mengenali identitas dan emosi seseorang. Hal lain yang membuat pengenalan wajah diminati adalah karena proses akuisisi data yang dapat dikatakan lebih mudah jika dibandingkan dengan pengenalan bagian tubuh lain seperti mata dan sidik jari.



Gambar 2.1. Sistem Pengenalan Wajah

Deteksi wajah tidak hanya mendeteksi wajah, tetapi juga menempatkan fitur wajah yang sangat penting, seperti mata dan mulut. Fitur-fitur ini sangat penting untuk kinerja pengenalan wajah. Sebuah sistem pengenalan wajah adalah perangkat lunak komputer yang mampu untuk mengidentifikasi atau memverifikasi seseorang dari bingkai digital atau bingkai video dari sumber.

Secara umum sistem pengenalan citra wajah dibagi menjadi 2 jenis yaitu: sistem *featurebased* dan sistem *image-based*. Pada sistem pertama digunakan fitur yang diekstraksi dari komponen citra wajah (mata, hidung dan mulut) yang kemudian dimodelkan secara geometris hubungan antara fitur-fitur tersebut. Pada sistem kedua menggunakan informasi mentah dari piksel citra yang kemudian direpresentasikan dalam metode tertentu (misalnya *principal component analysis* (PCA), transformasi *wavelet*) yang kemudian digunakan untuk klasifikasi identitas citra.

2.4 Telapak Tangan

Telapak tangan (*palmprint*) merupakan biometrika yang relatif baru diteliti dan digunakan untuk sistem pengenalan (Ketut Gede Darma Putra, 2009). Telapak tangan dikembangkan sebagai biometrika karena memiliki ciri yang lebih banyak dibandingkan sidik jari. Permukaan telapak

tangan yang luas diharapkan dapat menghasilkan ciri yang memiliki kemampuan pembeda yang lebih handal.

Menurut Tahta Galuh Sari (2011), ciri yang dimiliki oleh telapak tangan adalah sebagai berikut.

1. Ciri geometri (*Geometry Features*)

Ciri ini menyangkut bentuk geometri telapak tangan seperti panjang, lebar, dan luas area tangan. Ciri ini jumlahnya sedikit, mudah diperoleh, dan mudah dipalsukan.

2. Ciri garis-garis utama (*Principal-Line Features*)

Garis-garis utama dapat digunakan untuk membedakan antara satu orang dengan orang lain. Garis-garis ini bersifat unik, stabil, dan sedikit mengalami perubahan dalam kurun waktu yang cukup lama. Terdapat tiga jenis garis utama, yaitu garis hati (*heart line*), garis kepala (*head line*), dan garis kehidupan (*life line*).

3. Ciri garis-garis kusut (*Wrinkle Features*)

Telapak tangan banyak mengandung garis kusut atau tipis yang sifatnya berbeda dengan garis utama. Garis-garis ini mampu menghasilkan ciri yang lebih rinci.

4. Ciri titik delta (*Delta-Point Features*)

Terdapat lima daerah delta, seperti daerah pada akar jari-jari dan di luar daerah jari - jari. Titik ini bersifat stabil, namun sulit untuk memperoleh ciri ini dari citra telapak tangan resolusi rendah.

5. Ciri minusi (*Minutiae Features*)

Minusi merupakan pola bukit dan lembah pada permukaan telapak tangan seperti pada sidik jari. Ciri minusi hanya dapat diperoleh pada citra telapak tangan yang beresolusi tinggi dan membutuhkan komputasi tinggi.

2.5. Pengenalan Suara

Teknologi pengenalan suara (speaker recognition) merupakan salah satu teknologi biometrika yang tidak memerlukan biaya besar serta peralatan khusus. Pada dasarnya setiap manusia memiliki sesuatu yang unik/khas yang hanya dimiliki oleh dirinya sendiri. Suara merupakan salah satu dari bagian tubuh manusia yang unik dan dapat dibedakan dengan mudah. Disamping itu, sistem biometrika suara memiliki karakteristik seperti, tidak dapat lupa, tidak mudah hilang, dan tidak mudah untuk dipalsukan karena keberadaannya melekat pada diri manusia sehingga keunikannya lebih terjamin.

2.6. Pengenalan Sidik Jari

Sidik jari adalah salah satu ciri-ciri fisik manusia yang bersifat unik, artinya diciptakan berbeda dengan individu lainnya. Sidik jari manusia diibaratkan seperti pola bukit dan lembah yang tercipta supaya lebih mudah untuk mencengkeram sesuatu, sama seperti pola tapak ban yang berperan untuk mendapat grip atau cengkeraman di jalan aspal. Kode genetik pada DNA memberikan informasi bagaimana kulit harus terbentuk ketika masih janin.

Sistem scanner sidik jari mempunyai dua tugas dasar. Scanner mendapatkan gambar dari jari lalu menentukan pola bukit dan lembah pada gambar yang didapatkan, dicocokkan dengan pola yang terdapat pada gambar yang telah di-scan sebelumnya. Hanya karakteristik yang spesifik, yang unik pada setiap sidik jari, yang disimpan dalam bentuk kode biometris yang terenkripsi. Data yang disimpan pada memori adalah seri angka biner yang digunakan untuk verifikasi. Pemanfaatan Teknologi Biometrik Sidik Jari untuk membuat sistem pengamanan lebih memadai. Sistem seperti fingerprint scanner (pemindai sidik jari) mempunyai beberapa kelebihan dibanding sistem lain, yaitu:

- a. Fisik seseorang jauh lebih sulit untuk dipalsukan dibanding kartu identitas.
- b. Seseorang tidak dapat lupa akan sidik jarinya seperti lupa akan password.
- c. Seseorang tidak dapat menebak pola sidik jarinya seperti menebak password.
- d. Seseorang tidak dapat meninggalkan sidik jari, iris, atau suaranya seperti meninggalkan access card.

Saat ini, teknologi biometrik mulai luas penggunaannya, contohnya digunakan dalam sistem pengamanan militer, perkantoran, industri, bank, rumah tangga, bahkan perangkat mobile.



Gambar 2.2. Bentuk Garis Sidik Jari

2.7. Pengenalan Iris

Iris adalah organ internal yang dapat dilihat dari luar. Selaput ini berbentuk cincin yang mengelilingi pupil dan memberikan pola warna pada mata. Tidak ada satu pun struktur iris yang sama. Tidak ada korelasi antara pola iris yang satu dengan yang lain meskipun pada saudara kembar, bahkan antara mata kanan dengan mata kiri seseorang. Iris atau selaput pelangi pada mata

dapat dijadikan sebagai basis sistem biometrik. Setiap iris memiliki tekstur yang amat rinci dan unik untuk setiap orang serta tetap stabil berpuluhan-puluhan tahun. Keuntungan dari pemakaian iris untuk sistem identifikasi yang dapat diandalkan adalah sebagai berikut: Iris terisolasi dan terlindung dari lingkungan luar, pada iris tidak mungkin dilakukan operasi untuk modifikasi tanpa menyebabkan cacat pada mata, dan iris memiliki tanggapan fisiologis terhadap cahaya, yang memungkinkan pengujian alami terhadap kemungkinan adanya penipuan serta penggunaan lensa mata palsu dan lain sebagainya.



Gambar 2.3. Sistem Pengenalan Iris

2.8. *One Shot Learning*

One shot learning merupakan *object categorization problem*, yang sebagian besar ditemukan dalam *computer vision*. Sebagian besar algoritma *machine learning* berbasis *object categorization* memerlukan *training* pada ratusan atau ribuan sampel/gambar dan kumpulan data yang sangat besar. *One shot learning* bertujuan untuk mempelajari informasi tentang kategori obyek dari satu, atau hanya beberapa, sampel *training/gambar*. Kunci motivasi untuk teknik *one shot learning* adalah bahwa sistem, seperti manusia, dapat menggunakan pengetahuan sebelumnya tentang *object categories* untuk mengklasifikasikan obyek baru.

One shot learning berbeda dari pengenalan obyek tunggal dan algoritma pengenalan kategori standar dalam penekanannya pada *knowledge transfer*, yang memanfaatkan pengetahuan sebelumnya tentang kategori yang dipelajari dan memungkinkan untuk belajar pada contoh pelatihan yang minimal. Setidaknya ada tiga *knowledge transfer* pada *one shot learning* diantaranya *Knowledge Transfer by Model Parameters*, *Knowledge Transfer by Sharing Features* dan *Knowledge Transfer by Contextual Information*.

2.8.1. Knowledge Transfer by Model Parameters

Algoritma untuk *one shot learning* mencapai *knowledge transfer* melalui penggunaan kembali parameter model, berdasarkan kesamaan antara kelas yang sebelumnya dan yang baru dipelajari. Kelas obyek pertama kali dipelajari pada banyak contoh pelatihan, kemudian kelas obyek baru dipelajari menggunakan transformasi parameter model dari kelas yang dipelajari sebelumnya atau memilih parameter yang relevan untuk classifier seperti dalam M. Fink, 2004.

2.8.2. Knowledge Transfer by Sharing Features

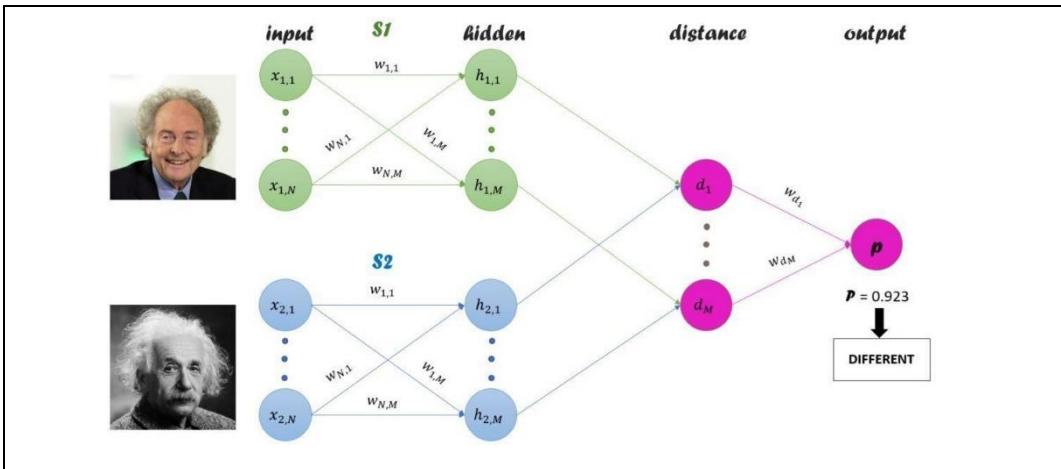
Kelas algoritma lainnya mencapai *knowledge transfer* dengan berbagi bagian atau fitur obyek di seluruh kelas. Bart dan Ullman mempresentasikan sebuah makalah di CVPR 2005, sebuah algoritma mengekstraksi "informasi diagnostik" dalam tambalan dari kelas yang sudah dipelajari dengan memaksimalkan informasi timbal balik *patches*, dan kemudian menerapkan fitur-fitur ini pada pembelajaran kelas baru. Kelas anjing, misalnya, dapat dipelajari dalam satu kesempatan dari pengetahuan sebelumnya tentang kelas kuda dan sapi, karena obyek anjing mungkin mengandung *patches* pembeda yang serupa.

2.8.3. Knowledge Transfer by Contextual Information

Algoritma tipe ini memiliki dua keunggulan. Pertama, mereka harus dapat mempelajari kelas obyek yang relatif berbeda dalam penampilan visual dan kedua, mereka harus berkinerja baik dengan tepat dalam situasi di mana gambar belum dipotong tangan dan disejajarkan dengan hati-hati, melainkan yang terjadi secara alami.

2.8.4. Siamese Neural Network

Siamese neural network merupakan jaringan saraf tiruan yang menggunakan bobot yang sama saat bekerja bersama-sama pada dua vektor input yang berbeda untuk menghitung vektor output yang sebanding. Seringkali salah satu vektor keluaran didahului, sehingga membentuk garis dasar untuk membandingkan vektor keluaran lainnya. Ini mirip dengan membandingkan sidik jari tetapi dapat digambarkan lebih teknis sebagai fungsi jarak untuk *hashing* yang sensitif terhadap lokalitas. Berikut merupakan arsitektur dari *Siamese Neural Network*.

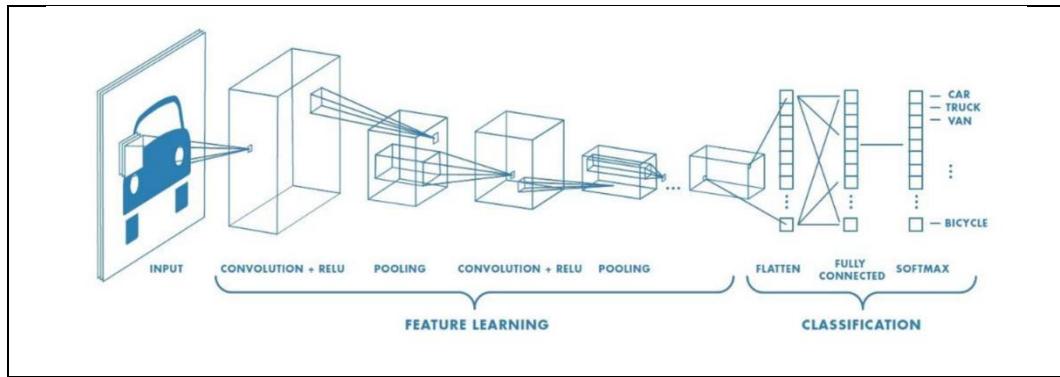


Gambar 2.4. Arsitektur Siamese Neural Network

Gambar 2.1 merupakan arsitektur *Siamese Neural Network*. *Siamese Neural Network* dirancang sebagai dua jaringan kembar yang dihubungkan oleh lapisan terakhirnya melalui lapisan jarak yang dilatih untuk memprediksi apakah dua gambar termasuk dalam kategori yang sama atau tidak. Jaringan yang menyusun arsitektur *Siamese Neural Network* disebut kembar karena semua bobot dan bias terikat, yang berarti bahwa kedua jaringan simetris. Simetris penting karena jaringan harus tidak berubah untuk mengganti gambar input. Selain itu, karakteristik ini membuat jaringan lebih cepat untuk dilatih karena jumlah parameter berkurang secara signifikan. Lapisan terakhir akan membandingkan *output* dari jaringan kembar dan memaksa jarak gambar kategori yang sama menjadi 0 dan 1 untuk yang berbeda.

2.9. *Convolutional Neural Network (CNN)*

Convolutional Neural Network (CNN) adalah pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. CNN termasuk dalam jenis *Deep Neural Network* karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diaplikasikan pada data citra. Pada kasus klasifikasi citra, MLP kurang sesuai untuk digunakan karena tidak menyimpan informasi spasial dari data citra dan menganggap setiap piksel adalah fitur yang independen sehingga menghasilkan hasil yang kurang baik. Secara teknis, CNN adalah sebuah arsitektur yang dapat dilatih dan terdiri dari beberapa tahap. Masukan (*input*) dan keluaran (*output*) dari setiap tahap adalah terdiri dari beberapa array yang biasa disebut *feature map*. Setiap tahap terdiri dari tiga *layer* yaitu konvolusi, fungsi aktivasi *layer* dan *pooling layer*. Berikut adalah jaringan arsitektur *Convolutional Neural Network*.



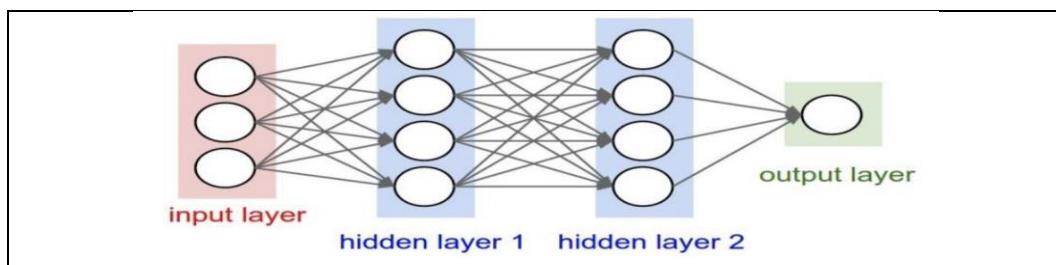
Gambar 2.5. Arsitektur CNN

Gambar 2.5 merupakan arsitektur dari CNN. Tahap pertama pada arsitektur CNN adalah tahap konvolusi. Tahap ini dilakukan dengan menggunakan sebuah kernel dengan ukuran tertentu. Perhitungan jumlah kernel yang dipakai tergantung dari jumlah fitur yang dihasilkan. Kemudian dilanjutkan menuju fungsi aktivasi, biasanya menggunakan fungsi aktivasi ReLU (*Rectifier Linear Unit*), Selanjutnya setelah keluar dari proses fungsi aktivasi kemudian melalui proses pooling. Proses ini diulang beberapa kali sampai didapatkan peta fitur yang cukup untuk dilanjutkan ke *fully connected neural network*, dan dari *fully connected network* adalah *output class*.

CNN pertama kali dikembangkan dengan nama NeoCognitron oleh (Fukushima, 1980). Konsep tersebut kemudian dimatangkan oleh Yann LeChun (Y. Le Cun, B. Boser, J.S. Denker, D. Henderson, R.E. Howard, W. Hubbard, 1990).

2.9.1. Konsep CNN

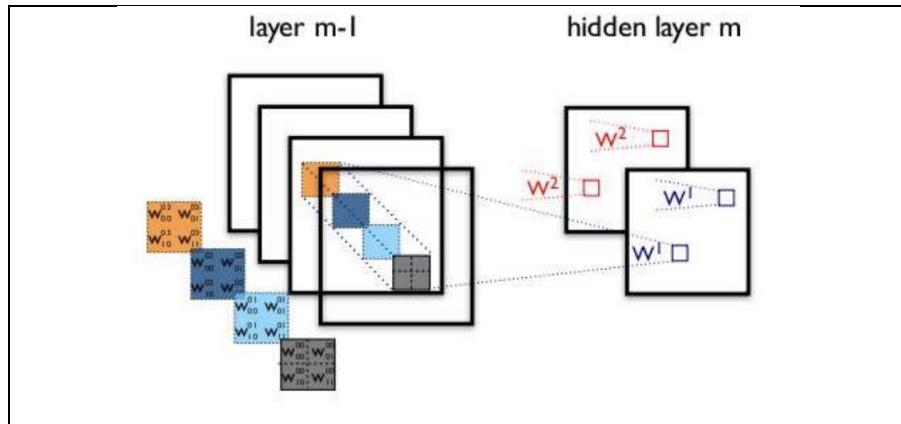
Cara kerja CNN memiliki kesamaan pada MLP, namun dalam CNN setiap neuron dipresentasikan dalam bentuk dua dimensi, tidak seperti MLP yang setiap neuron hanya berukuran satu dimensi.



Gambar 2.6 Arsitektur MLP Sederhana

Gambar 2.6 merupakan arsitektur MLP sederhana, dimana memiliki *layer* (kotak merah dan biru) dengan masing-masing *layer* berisi *neuron* (lingkaran putih). MLP menerima input data satu dimensi dan mempropagasi data tersebut pada jaringan hingga menghasilkan *output*. Setiap hubungan antar *neuron* pada dua *layer* yang bersebelahan memiliki parameter bobot satu

dimensi yang menentukan kualitas mode. Di setiap data *input* pada *layer* dilakukan operasi linear dengan nilai bobot yang ada, kemudian hasil komputasi akan ditransformasi menggunakan operasi *non-linear* yang disebut sebagai fungsi aktivasi.



Gambar 2.7 Proses Konvolusi pada CNN

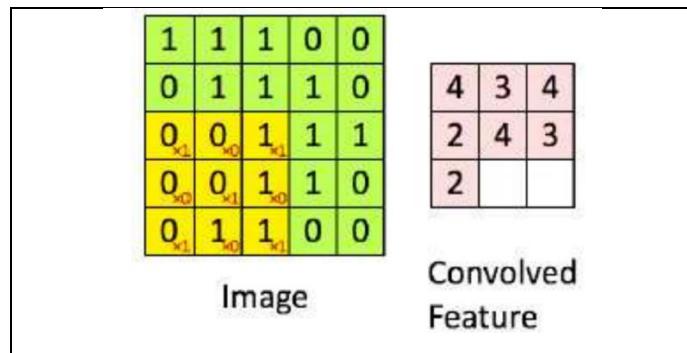
Gambar 2.7 merupakan kumpulan kernel konvolusi. Pada CNN, data yang dipropagasi pada jaringan adalah data dua dimensi, sehingga operasi *linear* dan parameter bobot pada CNN berbeda. Pada CNN operasi linear menggunakan operasi konvolusi, sedangkan bobot tidak lagi satu dimensi saja, namun berbentuk empat dimensi yang merupakan kumpulan kernel konvolusi.

Namun pada data yang lebih kompleks, MLP memiliki keterbatasan. Pada permasalahan jumlah *hidden layer* dibawah tiga *layer*, terdapat pendekatan untuk menentukan jumlah neuron pada masing-masing *layer* untuk mendekati hasil optimal. Penggunaan *layer* diatas dua pada umumnya tidak direkomendasikan dikarenakan akan menyebabkan *overfitting* serta kekuatan *backpropagation* berkurang secara signifikan. Dengan berkembangnya *deep learning*, ditemukan bahwa untuk mengatasi kekurangan MLP dalam menangani data kompleks, diperlukan fungsi untuk mentransformasi data input menjadi bentuk yang lebih mudah dimengerti oleh MLP. Hal tersebut memicu berkembangnya Deep Learning dimana dalam satu model diberi beberapa *layer* untuk melakukan transformasi data sebelum data diolah menggunakan metode klasifikasi. Hal tersebut memicu berkembangnya model *neural network* dengan jumlah *layer* diatas tiga. Namun dikarenakan fungsi *layer* awal sebagai metode ekstraksi fitur, maka jumlah *layer* dalam sebuah DNN tidak memiliki aturan universal dan berlaku berbedabeda tergantung dataset yang digunakan. Jumlah *layer* pada jaringan serta jumlah neuron pada masing-masing *layer* dianggap sebagai *hyperparameter* dan dioptimasi menggunakan pendekatan *searching*.

Sebuah CNN terdiri dari beberapa *layer*. Berdasarkan arsitektur LeNet5(University, no date), terdapat empat macam layer utama pada sebuah CNN namun yang diterapkan pada penelitian ini hanya tiga macam lapisan antara lain.

2.9.1.1. Convolution Layer

Convolution Layer melakukan operasi konvolusi pada output dari layer sebelumnya. *Layer* tersebut adalah proses utama yang mendasari sebuah CNN. Konvolusi adalah suatu istilah matematis yang berarti mengaplikasikan sebuah fungsi pada *output* fungsi lain secara berulang. Dalam pengolahan citra, konvolusi berarti mengaplikasikan sebuah kernel (kotak kuning) pada citra disemua *offset* yang memungkinkan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.5.



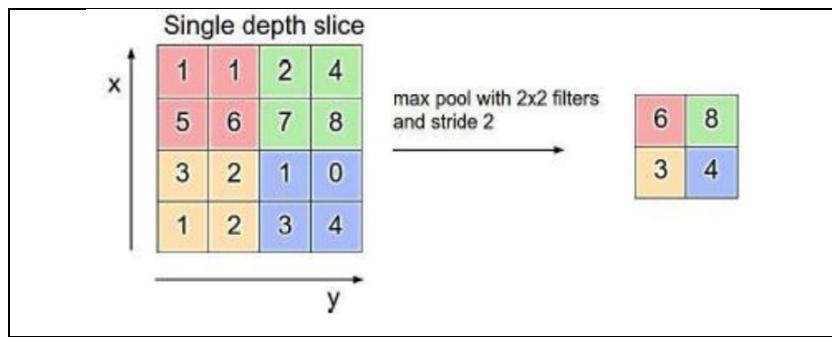
Gambar 2.8. Operasi Konvolusi

Gambar 2.8 merupakan operasi konvolusi. Kotak hijau secara keseluruhan adalah citra yang akan dikonvolusi. Kernel bergerak dari sudut kiri atas ke kanan bawah. Sehingga hasil konvolusi dari citra tersebut dapat dilihat pada Gambar disebelah kanannya.

Tujuan dilakukannya konvolusi pada data citra adalah untuk mengekstraksi fitur dari citra *input*. Konvolusi akan menghasilkan transformasi *linear* dari data *input* sesuai informasi spasial pada data. Bobot pada *layer* tersebut menspesifikasikan kernel konvolusi yang digunakan, sehingga kernel konvolusi dapat dilatih berdasarkan *input* pada CNN.

3. Subsampling Layer

Subsampling adalah proses mereduksi ukuran sebuah data citra. Dalam pengolahan citra, subsampling juga bertujuan untuk meningkatkan invariansi posisi dari fitur. Dalam sebagian besar CNN, metode subsampling yang digunakan adalah max pooling. Max pooling membagi *output* dari convolution layer menjadi beberapa *grid* kecil lalu mengambil nilai maksimal dari setiap *grid* untuk menyusun matriks citra yang telah direduksi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.4.



Gambar 2.9. Operasi Max Pooling

Gambar 2.9 merupakan operasi max pooling. Grid yang berwarna merah, hijau, kuning dan biru merupakan kelompok grid yang akan dipilih nilai maksimumnya sehingga hasil dari proses tersebut dapat dilihat pada kumpulan grid disebelah kanannya. Proses tersebut memastikan fitur yang didapatkan akan sama meskipun obyek citra mengalami translasi (pergeseran). Penggunaan pooling *layer* pada CNN hanya bertujuan untuk mereduksi ukuran citra sehingga dapat dengan mudah digantikan dengan sebuah *convolution layer* dengan *stride* yang sama dengan *pooling layer* yang bersangkutan.

4. *Fully Connected Layer*

Fully Connected Layer adalah *layer* yang biasanya digunakan dalam penerapan MLP dan bertujuan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar data dapat diklasifikasikan secara *linear*. Setiap neuron pada *convolution layer* perlu ditransformasi menjadi data satu dimensi terlebih dahulu sebelum dapat dimasukkan ke dalam sebuah *fully connected layer*. Karena hal tersebut menyebabkan data kehilangan informasi spasialnya dan tidak reversibel, *fully connected layer* hanya dapat diimplementasikan di akhir jaringan.

BAB III

KERANGKA BERPIKIR, KONSEP PENELITIAN DAN HIPOTESIS

3.1. Kerangka Berpikir

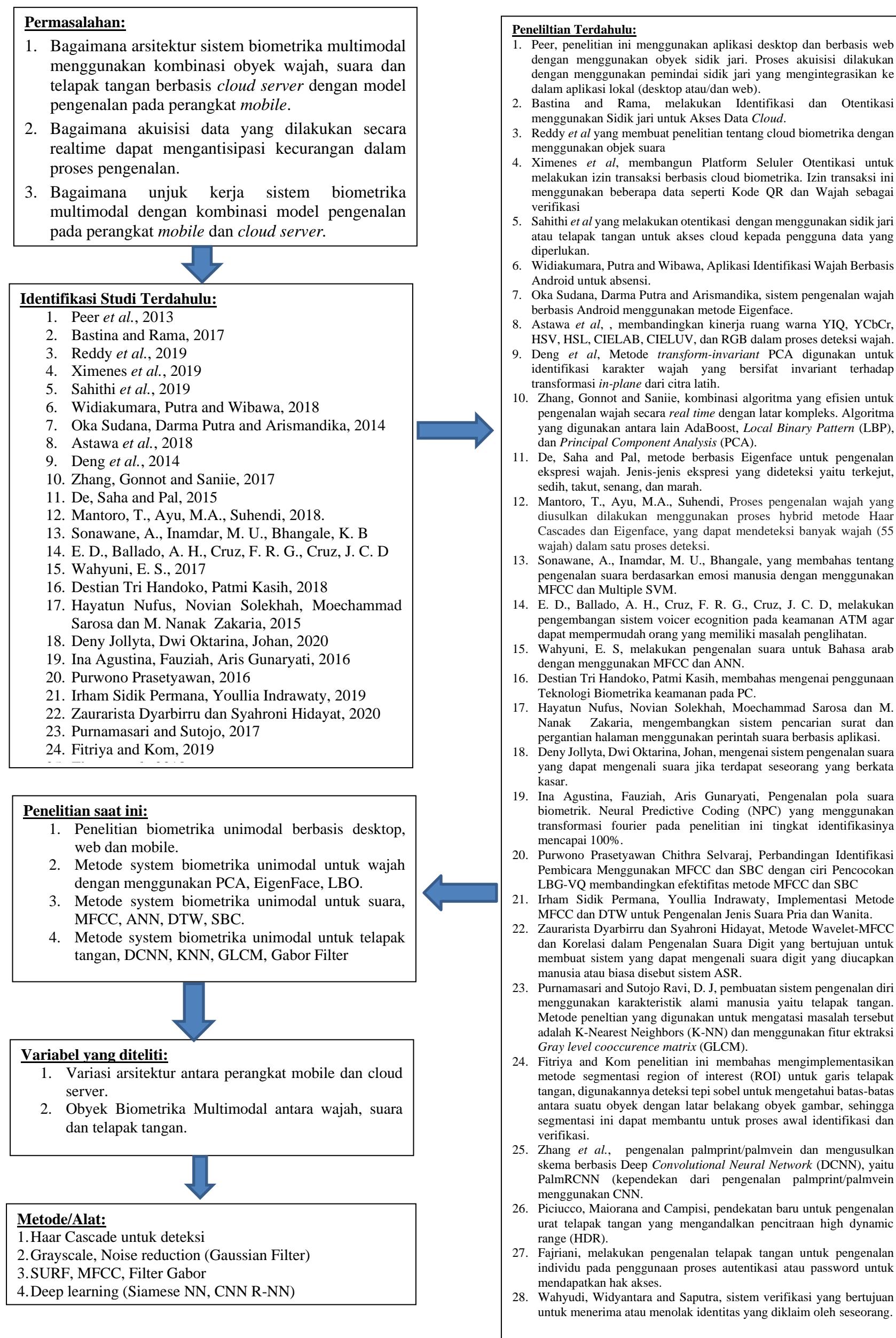
Sistem biometrika adalah sistem yang menggunakan teknologi (komputer) untuk melakukan pengenalan terhadap identitas seseorang yang dapat dilakukan secara nyata (*realime*) dengan menggunakan ciri yang dimiliki oleh orang tersebut. Sistem biometrika pada umumnya memerlukan sensor khusus seperti halnya pada sidik jari, iris dan retina. Penelitian ini akan menggunakan kamera *smartphone* sebagai sensor utama untuk akuisisi citra. Pemilihan penggunaan smartphone karena pada saat ini setiap orang pasti memiliki smartphone dan setiap orang juga memiliki ciri yang unik yang dapat digunakan sebagai pembeda dengan orang lainnya. Obyek yang akan digunakan pada penelitian ini adalah wajah, suara dan telapak tangan. Ketiga obyek ini dipilih karena obyek tersebut mudah untuk dilakukan proses akuisisi dibandingkan dengan ciri yang lain. Pada pengaplikasiannya sistem biometrika dengan menggunakan obyek wajah, suara dan telapak tangan dapat digunakan dalam berbagai bidang, diantaranya adalah sistem absensi kantor, sistem keamanan *handphone*, alat bantu dalam pelacakan pelaku kriminal.

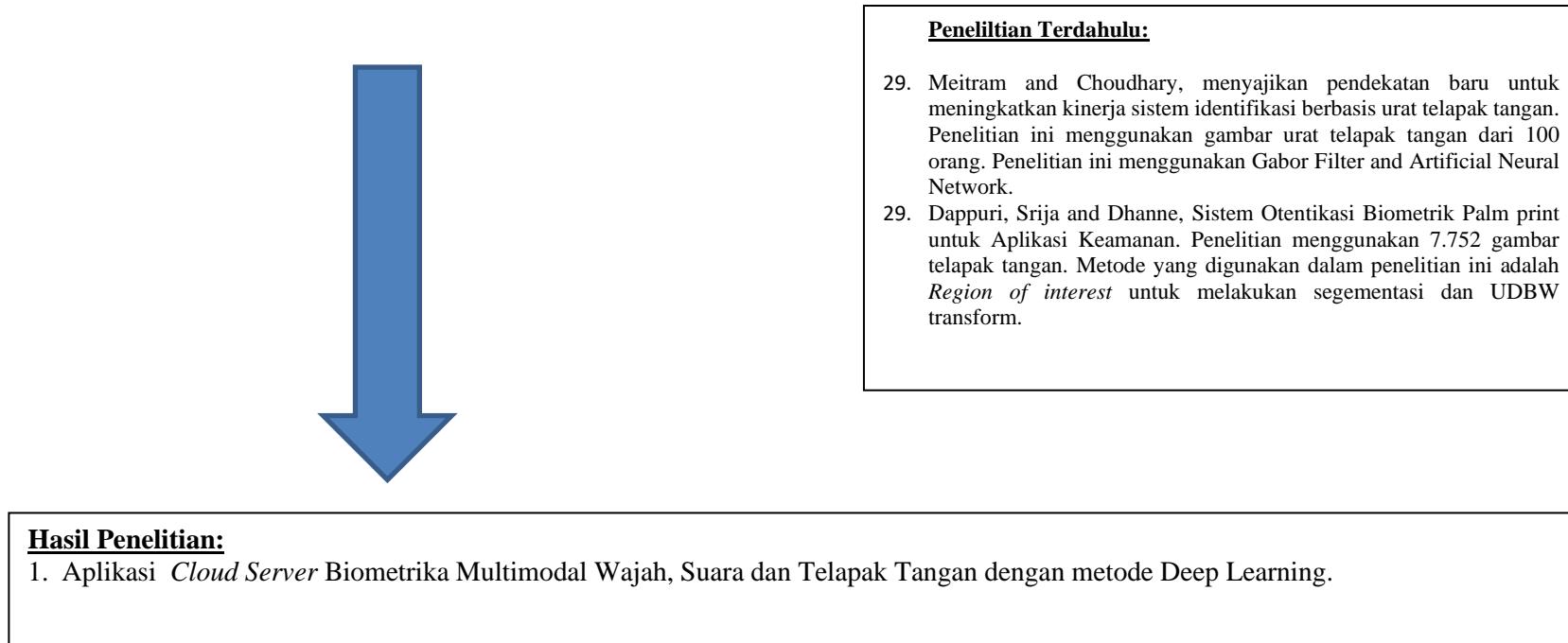
Sistem biometrika yang ada pada saat ini sebagian besar masih menggunakan sistem *unimodal*. Sistem unimodal merupakan sistem biometrika yang menggunakan karakteristik tunggal atau hanya menggunakan satu ciri saja sebagai obyek pengenalan. Sistem *unimodal* ini memiliki beberapa kelemahan seperti adanya variasi *intraclass*, variasi *interclass*, akurasi yang rendah dan kemungkinan untuk dipalsukan cukup tinggi (Putra, 2009). Penelitian ini mencoba untuk menggabungkan beberapa ciri pada manusia seperti pada wajah, suara dan telapak tangan sehingga diharapkan dapat meningkatkan akurasi dengan tetap menjaga proses komputasi yang masih dalam batas wajar. Kombinasi penggunaan *cloud server* dan penyimpanan lokal pada perangkat *mobile* diharapkan dapat meningkatkan efektifitas dan efisiensi biaya yang diperlukan. Beberapa penelitian biometrika dengan menggunakan *cloud* sebagai media penyimpanannya antara lain penelitian yang dilakukan oleh Peter Peer yang membangun Sistem Biometrika berbasis *Cloud Servis* (Peer *et al.*, 2013). Pada penelitian ini menggunakan aplikasi desktop dan berbasis web dengan menggunakan obyek sidik jari. Proses akuisisi dilakukan dengan menggunakan pemindai sidik jari yang mengintegrasikan ke dalam aplikasi lokal (desktop atau/dan web). Aplikasi kemudian berkomunikasi melalui API dengan layanan web biometrik yang dihosting di *cloud* dan mengirimkan gambar untuk diproses di *cloud* dan akhirnya hasilnya dikirim kembali ke aplikasi lokal. Penelitian lainnya yang dilakukan oleh A. Amali Mary Bastina, pada penelitiannya ini melakukan Identifikasi dan Otentikasi menggunakan Sidik jari untuk Akses

Data *Cloud*. Pada penelitiannya ini memungkinkan orang meminta akses data di komputer kemudian saat orang tersebut meminta akses ke pengguna resmi melalui *Bluetooth* di ponsel, pengguna resmi mengirimkan izin akses melalui kode rahasia sidik jari. Proses verifikasi dilakukan dengan *database* di komputer, jika cocok, maka komputer dapat diakses oleh orang yang diminta (Bastina and Rama, 2017). Berdasarkan penelitian yang diatas dapat dilihat bahwa rata-rata obyek yang digunakan hanya satu dan masih berupa gambar yang *dicapture* sedangkan pada penelitian ini dengan menggunakan beberapa obyek dan proses akuisisi dilakukan secara *realtime* oleh pengguna dengan menggunakan perangkat *mobile* sehingga usaha-usaha kecurangan dapat diminimalisir dengan deteksi perubahan posisi (gerak) dari obyek.

3.2. Konsep Penelitian

Berdasarkan permasalahan yang dihadapi bagaimana menggabungkan beberapa ciri pada manusia seperti pada wajah, suara dan telapak tangan berbasis *cloud mobile* serta dengan variasi metode (algoritma) sehingga dapat melakukan pengenalan dengan unjuk kerja yang tinggi. Konsep penelitian yang akan dibuat dapat dilihat pada Gambar 3.1.:

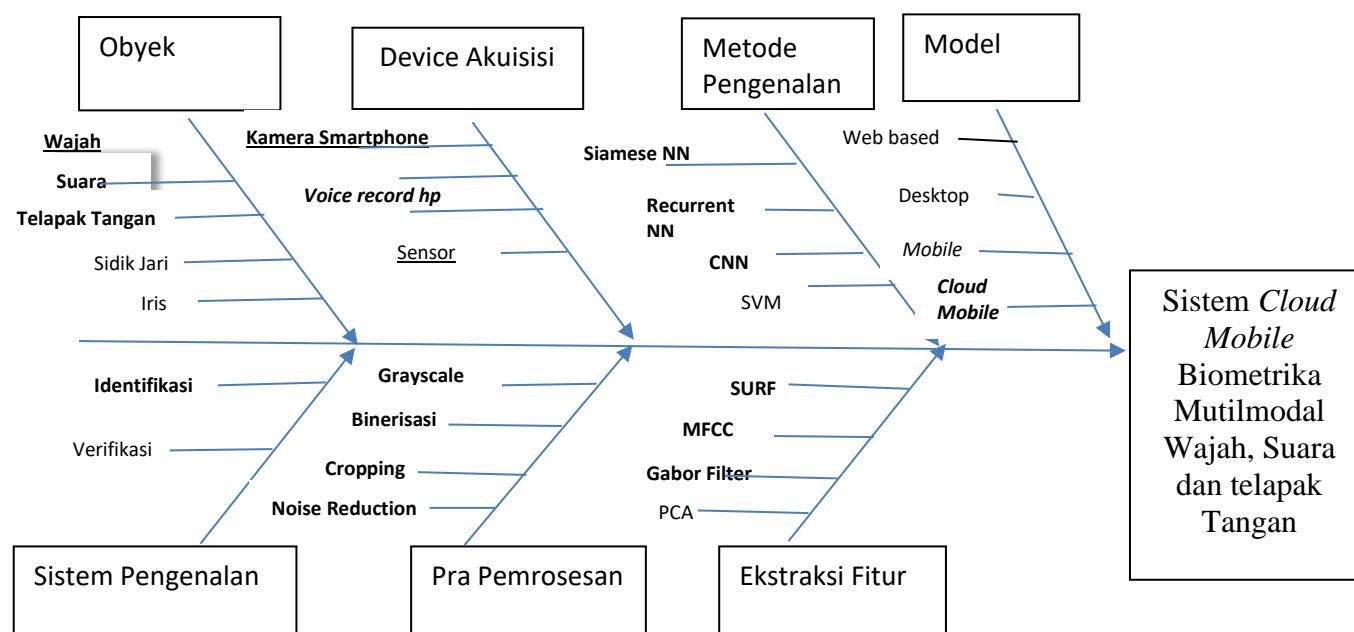




Gambar 3.1. Diagram Konsep Penelitian

3.2.1. Fishbone Penelitian

Fishbone dari penelitian yang dibuat dapat dilihat pada Gambar 3.2. berikut ini. Obyek biometrika yang digunakan pada penelitian ini wajah, suara dan telapak tangan serta nantinya kedepan tidak menutup kemungkinan dapat dikembangkan dengan obyek yang lainnya. Perangkat yang digunakan untuk proses akuisisi citra adalah dengan menggunakan kamera *smartphone* yang dilakukan secara *live (realtime)* sedangkan untuk suara dengan menggunakan perekam suara di smartphone sedangkan untuk sistem biometrika yang lainnya menggunakan sensor khusus seperti scanner. Metode yang digunakan untuk prapemrosesan dengan menggunakan *cropping*, pengubahan ke *grayscale*, binerisasi dan penghilangan *noise*. Metode yang digunakan untuk ekstraksi fitur wajah dengan menggunakan SURF, suara dengan MFCC dan telapak tangan dengan *Filter Gabor*. Metode pengenalan wajah menggunakan *One Shot Learning (Siamese Neural Network)*, Suara dengan *Recurrent Neural Network* dan telapak tangan menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)*. Model arsitektur yang rencananya digunakan adalah *mobile* dan *Cloud Server* sedangkan kebanyakan untuk sistem biometrika lainnya biasanya berbasis web, desktop dan *mobile* saja.



Gambar 3.2. Fishbone Penelitian

3.3. Hipotesis

Hipotesis penelitian ini adalah dengan menggunakan kombinasi obyek ciri dan algoritma dapat meningkatkan unjuk kerja sistem dan dengan menggunakan model penyimpanan di *cloud* server dapat meringankan komputasi di *user*.

BAB IV

METODE PENELITIAN

4.1. Rancangan Penelitian

Secara garis besar dalam pengembangan Sistem *Cloud Mobile* Biometrika Multimodal Wajah, Suara dan Telapak Tangan dapat dilakukan melalui 2 tahapan yaitu Proses pendaftaran dan Proses Pengenalan:

1. Pada proses pendaftaran untuk wajah dilakukan tahapan-tahapan sebagai berikut:

Citra yang diambil menggunakan perangkat *mobile* dengan melakukan proses pendeksiian wajah secara *live* dengan gerakan mata atau gerakan wajah sesuai intruksi. Citra wajah akan dilakukan prapemrosesan dengan mengubah dari ruang warna RGB ke Grayscale kemudian penghilangan noise dengan menggunakan filter Gaussian. Gambar yang sudah dilakukan prapemrosesan akan dilanjutkan ke tahapan ekstraksi ciri dengan menggunakan metode SURF (Speed Up Robust Feature). Ciri yang diperoleh akan ditraining dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network*. Pola yang diperoleh akan disimpan di *cloud*.

2. Pada proses pengenalan wajah dilakukan tahapan-tahapan sebagai berikut:

Citra yang diambil menggunakan perangkat *mobile* akan melakukan proses pendeksiian wajah secara *live* dengan gerakan mata atau gerakan wajah sesuai intruksi. Citra wajah akan dilakukan prapemrosesan dengan mengubah dari ruang warna RGB ke Grayscale kemudian penghilangan noise dengan menggunakan filter Gaussian. Gambar yang sudah dilakukan prapemrosesan akan dilanjutkan ke tahapan ekstraksi ciri dengan menggunakan metode SURF (Speed Up Robust Feature). Ciri yang diperoleh akan diklasifikasikan dengan pola model yang didapatkan dari hasil proses training sebelumnya. Hasilnya akan disimpan di *cloud*.

3. Pada proses pendaftaran untuk suara dilakukan tahapan-tahapan sebagai berikut:

Suara yang direkam dengan menggunakan smartphone akan dilakukan proses prapemrosesan dengan penghilangan noisenya dengan menggunakan metode *Fast Fourier Transform* (FFT). Suara yang sudah dilakukan prapemrosesan akan dilanjutkan ke tahapan ekstraksi ciri dengan menggunakan metode MFCC. Ciri yang diperoleh akan ditraining dengan menggunakan metode Recurrent Neural Network. Pola yang diperoleh akan disimpan di *cloud*.

4. Pada proses pengenalan suara akan dilakukan tahapan-tahapan sebagai berikut:

Suara yang direkam dengan menggunakan smartphone akan dilakukan proses prapemrosesan dengan penghilangan noisenya dengan menggunakan metode *Fast Fourier Transform* (FFT). Suara yang sudah dilakukan prapemrosesan akan dilanjutkan ke tahapan ekstraksi ciri dengan

menggunakan metode MFCC. Ciri yang diperoleh akan diklasifikasikan dengan pola model yang didapatkan dari hasil proses training sebelumnya. Hasilnya akan disimpan di *cloud*.

5. Pada proses pendaftaran untuk telapak tangan dilakukan tahapan-tahapan sebagai berikut: Citra yang diambil menggunakan perangkat *mobile* akan melakukan proses pendekripsi telapak tangan secara *live* dengan gerakan telapak tangan sesuai intruksi. Citra telapak tangan akan dilakukan prapemrosesan dengan mengubah dari ruang warna RGB ke *Grayscale* kemudian penghilangan *noise* dengan menggunakan *filter Gaussian*. Gambar yang sudah dilakukan prapemrosesan akan dilanjutkan ke tahapan ekstraksi ciri dengan menggunakan metode *Filter Gabor*. Ciri yang diperoleh akan ditraining dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network*. Pola yang diperoleh akan disimpan di *cloud*.
6. Pada proses pengenalan telapak tangan dilakukan tahapan-tahapan sebagai berikut: Citra yang diambil menggunakan perangkat *mobile* akan melakukan proses pendekripsi telapak tangan secara *live* dengan gerakan telapak tangan sesuai intruksi. Citra telapak tangan akan dilakukan prapemrosesan dengan mengubah dari ruang warna RGB ke *Grayscale* kemudian penghilangan *noise* dengan menggunakan *filter Gaussian*. Gambar yang sudah dilakukan prapemrosesan akan dilanjutkan ke tahapan ekstraksi ciri dengan menggunakan metode *Filter Gabor*. Ciri yang diperoleh akan diklasifikasikan dengan pola model yang didapatkan dari hasil proses training sebelumnya. Hasilnya akan disimpan di *cloud*.

Model penggabungan untuk ketiga obyek ini akan dilakukan dengan kombinasi yang tepat untuk memperoleh unjuk kerja yang tinggi.

4.2. Lokasi dan Waktu Penelitian

Penelitian Rancang Bangun *Cloud* Biometrika Multimodal Wajah Dan Suara ini dilakukan di Denpasar dan Badung, Bali. Waktu penelitian dilakukan dari Januari 2021 hingga 2023.

4.3. Ruang Lingkup Penelitian

Ruang lingkup Penelitian ini seperti yang diuraikan pada batasan masalah adalah:

1. Obyek jenis biometrika yang rencana dijadikan fokus dalam penelitian ini adalah dibatasi hanya pada wajah, suara dan telapak tangan
2. Citra dan suara input berupa citra dan suara yang diambil dari smartphone secara realtime.
3. Jenis smartphone yang digunakan adalah android.

4.4. Penentuan Sumber Data

Penelitian ini memperoleh data yang bersumber dari studi literatur dan wawancara dengan pakar. Studi literatur yang digunakan diperoleh dari penelitian terdahulu, jurnal ilmiah, buku, *e-book*, forum, dan paper publikasi dari sumber-sumber internet. Data Wajah sebagai data referensi diambil dari Dataset yang digunakan yaitu VGG2 Face dataset yang berisi 8631 kelas training dan 500 kelas testing, data suara diambil dari librispeech Tensorflow yang berisi 1000 jam suara pidato bahasa Inggris dengan sampling rate 16 kHz, sedangkan untuk data telapak tangan diambil dari CASIA palmprint *database* yang diperoleh dari <http://www.cbsr.ia.ac.cn/english/Palmprint%20Databases.asp> dengan jumlah data sebanyak 5482 gambar.

4.5. Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

1. Variasi arsitektur antara perangkat mobile dan cloud server.
2. Obyek Biometrika Multimodal antara wajah, suara dan telapak tangan.

4.6. Bahan Penelitian

Bahan penelitian yang digunakan diambil dari literatur berupa buku-buku tentang sistem Biometrika multimodal dari berbagai macam sumber.

4.7. Instrumen Penelitian

Instrumen penelitian yang digunakan dalam Sistem *Cloud* Biometrika Multimodal Wajah, Suara dan Telapak Tangan adalah:

4.7.1. Perangkat Keras (*Hardware*)

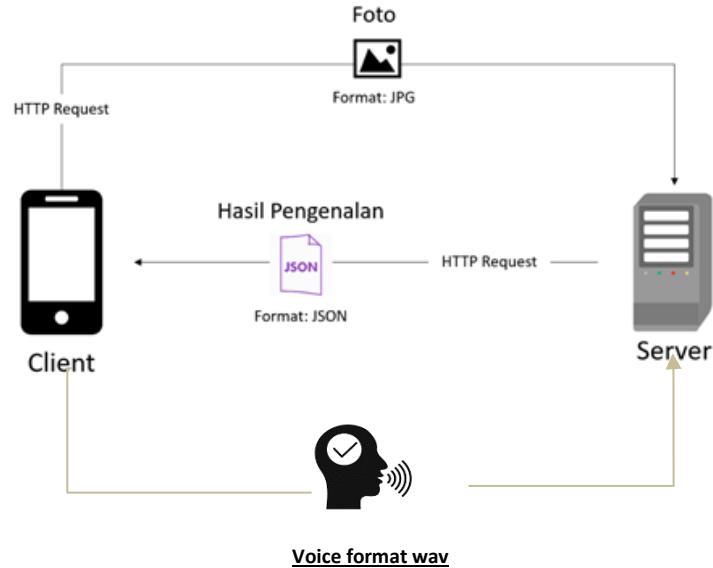
Perangkat keras yang digunakan dalam Sistem *Cloud* Biometrika Multimodal Wajah, Suara dan Telapak Tangan adalah komputer dengan CPU Intel(R) Core(TM) i7-6700HQ CPU @ 2.60GHz (4 CPU) ~2.6GHz , RAM sebesar 4096 MB, HDD sebesar 1 TB, BIOS X550VX.204, serta 64-bit Operating Sistem, *x64-based processor*, Smartphone Samsung J7Pro dengan resolusi kamera 1020x1920 pixel.

4.7.2. Perangkat Lunak (*Software*)

Perangkat lunak yang digunakan dalam pembuatan Sistem *Cloud* Mobile Biometrika Multimodal Wajah, Suara dan Telapak Tangan adalah komputer dengan Windows 10 Pro 64-bit, phyton. API,

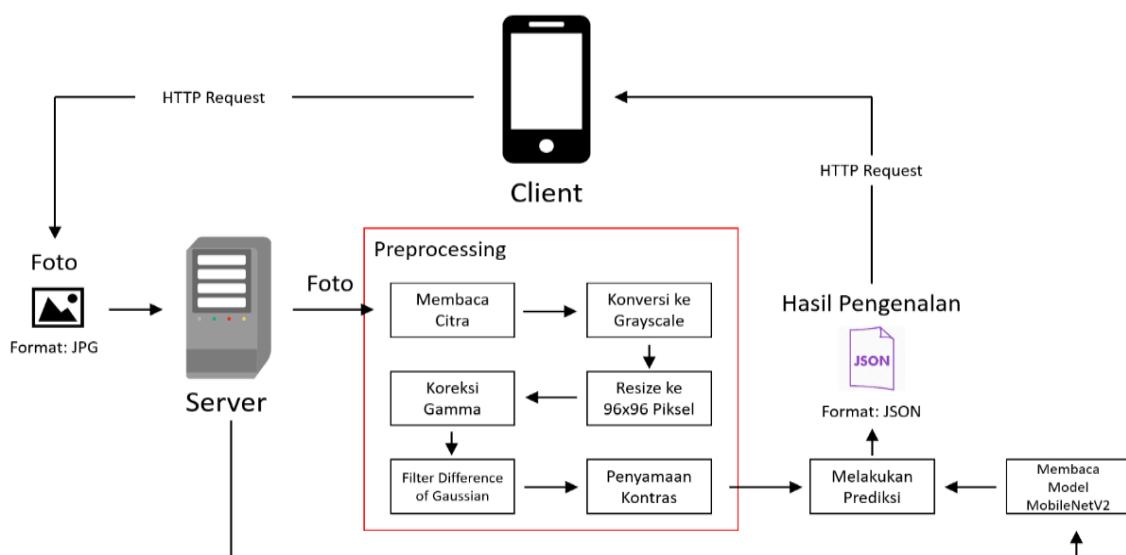
4.8. Prosedur Penelitian

Prosedur Penelitian dapat dijelaskan seperti pada Gambar 4.1 berikut:

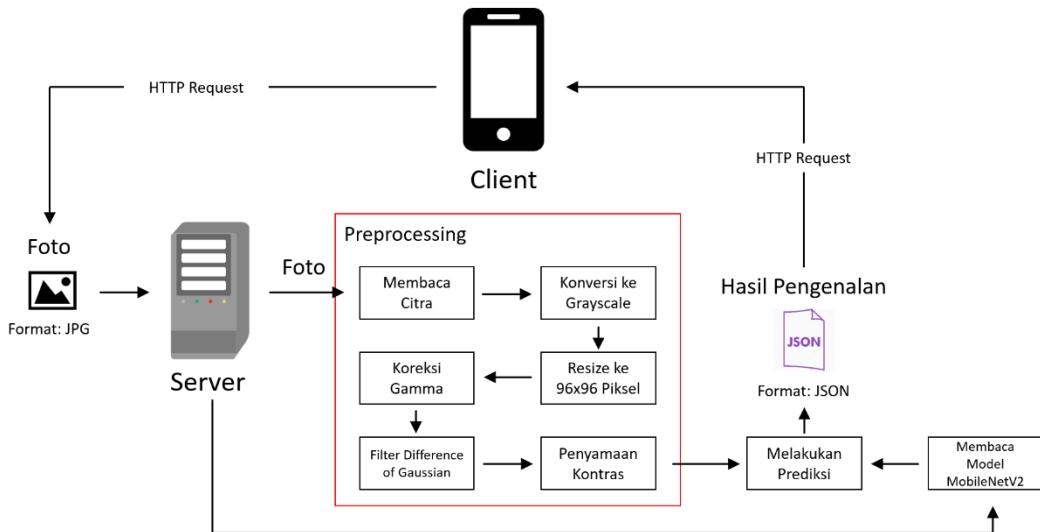


Gambar 4.2. Gambaran Umum Sistem *Cloud Mobile* Biometrika Multimodal

Pada Gambar diatas dapat dilihat bahwa Sistem *Cloud Mobile* Biometrika Multimodal, client melakukan akuisisi citra wajah dan telapak tangan dengan menggunakan perangkat *mobile* secara *live* kemudian citra dilakukan proses prapemrosesan, ekstraksi ciri dan penyimpanan ciri dilakukan di *cloud*. Proses akuisisi suara juga dilakukan di perangkat *mobile* dengan merekam suara kemudian suara akan dilakukan proses prapemrosesan, ekstraksi ciri dan penyimpanan ciri dilakukan di *cloud*. Proses pengenalan citra dan suara dilakukan di server dan hasilnya dikembalikan menuju client.



Gambar 4.3. Gambaran Umum Sistem Pendaftaran Wajah



Gambar 4.4. Gambaran Umum Sistem Pengenalan Wajah

4.9. Cara Analisis Data

Teknik analisis dan pengolahan data yang dilakukan data adalah dengan:

1. Membentuk arsitektur sistem biometrika multimodal menggunakan kombinasi obyek wajah, suara dan telapak tangan berbasis *cloud server* dengan model pengenalan pada perangkat *mobile*.
2. Melakukan akuisisi data yang dilakukan secara realtime dapat mengantisipasi kecurangan dalam proses pengenalan.
3. Membentuk pola model ciri yang dihasilkan dari proses training data wajah, suara dan telapak tangan.
4. Membentuk kombinasi model pengenalan pada perangkat *mobile* dan *cloud server*.

DAFTAR PUSTAKA

- Agustina, I. and Gunaryati, A. (2016) ‘karakteristik fisik . Pengenalan pola suara biometrik yang memiliki biaya rendah . Penelitian ini dengan durasi sekitar dua (2) detik pada sistem dan sinyal dekomposisi menggunakan transformasi Ina Biometrik ... dkk : Ina Agustina , Biometrik ... dkk ’; *Jurnal Teknik Informatika*, 9(2), pp. 140–147.
- Astawa, I. N. G. A. *et al.* (2018) ‘The Impact of Color Space and Intensity Normalization to Face Detection Performance’, *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 15(4), p. 1894. doi: 10.12928/telkomnika.v15i4.6718.
- Bastina, A. A. M. and Rama, N. (2017) ‘Biometric identification and authentication providence using fingerprint for cloud data access’, *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 7(1), pp. 408–416. doi: 10.11591/ijece.v7i1.pp408-416.
- Dappuri, B., Srija, V. and Dhanne, B. (2020) ‘Palm print Biometric Authentication Sistem for Security Applications’, *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 981(4). doi: 10.1088/1757-899X/981/4/042083.
- Darma Putra (2009) *Sistem Biometrika: Konsep Dasar, Teknik Analisis Citra, dan Tahapan Membengun Aplikasi Sistem Biometrika*. 1st edn. Denpasar: ANDI OFFSET.
- De, A., Saha, A. and Pal, M. C. (2015) ‘A human facial expression recognition model based on eigen face approach’, *Procedia Computer Science*, 45(C), pp. 282–289. doi: 10.1016/j.procs.2015.03.142.
- Deng, W. *et al.* (2014) ‘Transform-invariant PCA: A unified approach to fully automatic face alignment, representation, and recognition’, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 36(6), pp. 1275–1284. doi: 10.1109/TPAMI.2013.194.
- Fadillah, N., Imanuddin, I. and Lestari, D. (2019) ‘Hand Human Recognition Berdasarkan Geometri Telapak Tangan Menggunakan Principal Component Analysis’, *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, 4(2), p. 49. doi: 10.31328/jointecs.v4i2.1006.
- Fajriani, N. (2017) ‘Pengenalan Pola Garis Telapak Tangan Menggunakan Metode Fuzzy K-Nearest Neighbor’, *Edutic - Scientific Journal of Informatics Education*, 4(1), pp. 36–43. doi: 10.21107/edutic.v4i1.3385.
- Fitriya, K. and Kom, M. (2019) ‘Segmentasi Region of Interest (Roi) Garis Telapak Tangan’, *Jurnal Explore It!*, 11(1), pp. 29–40.
- Fukushima, K. (1980) ‘Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position’, *Biological Cybernetics*, 36(4), pp. 193–202. doi: 10.1007/BF00344251.
- Handoko, D. T. and Kasih, P. (2018) ‘Destian Tri Handoko Voice Recognition untuk Sistem Keamanan PC Menggunakan Metode MFCC dan DTW’, *Generation Journal*, 2(1), p. 57. doi: 10.29407/gj.v2i1.12058.
- Jollyta, D., Oktarina, D. and Johan, J. (2020) ‘Tinjauan Kasus Model Speech Recognition: Hidden Markov Model’, *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, 6(2), p. 202. doi:

Ketut Gede Darma Putra (2009) ‘Sistem Verifikasi Biometrika Telapak Tangan Dengan Metode Dimensi Fraktal Dan Lacunarity’, *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 8(2). doi: 10.24843/10.24843/MITE.

Meitram, R. and Choudhary, P. (2019) ‘Palm Vein Recognition Based on 2D Gabor Filter and Artificial Neural Network’, *Journal of Advances in Information Technology*, 9(3), pp. 68–72. doi: 10.12720/jait.9.3.68-72.

Nufus, H. *et al.* (2015) ‘Rancang Bangun Aplikasi Al Quran Digital Untuk Penyandang Disabilitas Tangan Berbasis Command Voice Pada Perangkat’, *Proceeding SENDI_U*, 2015(1), pp. 978–979. Available at: http://www.unisbank.ac.id/ojs/index.php/sendi_u/article/download/3359/965.

Oka Sudana, A. A. K., Darma Putra, I. K. G. and Arismandika, A. (2014) ‘Face Recognition Sistem on Android Using’, *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 61(March 2014), pp. 128–135.

Peer, P. *et al.* (2013) ‘Building cloud-based biometric services’, *Informatica (Slovenia)*, 37(2), pp. 115–122. doi: 10.31449/inf.v37i2.440.

Permana, I. S., Indrawaty, Y. and Zulkarnain, A. (2019) ‘Implementasi Metode Mfcc Dan Dtw Untuk Pengenalan Jenis Suara Pria Dan Wanita’, *MIND Journal*, 3(1), pp. 61–76. doi: 10.26760/mindjournal.v3i1.61-76.

Piciucco, E., Maiorana, E. and Campisi, P. (2018) ‘Palm vein recognition using a high dynamic range approach’, *IET Biometrics*, 7(5), pp. 439–446. doi: 10.1049/iet-bmt.2017.0192.

Prasetyawan, P. (2016) ‘Perbandingan Identifikasi Pembicara Menggunakan Mfcc Dan Sbc Dengan Ciri Pencocokan Lbg-Vq’, in *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi 2016 (SENTEKA 2016)*, pp. 18–19. doi: 10.31227/osf.io/85k9u.

Purnamasari, I. and Sutojo, T. (2017) ‘PENGENALAN CIRI GARIS TELAPAK TANGAN MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR (GLCM) DAN METODE K-NN Palm Characteristic Recognition Using Feature Extraction (GLCM) and K-NN Method’, *Jurnal VOI (Voice Of Informatics)*, 6(1), pp. 221–229.

Reddy, B. K. *et al.* (2019) ‘A biometric security for cloud data using voice as a key’, *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 7(6), pp. 728–736.

Sahithi, S. *et al.* (2019) ‘Biometric security for cloud data using fingerprint and palm print’, *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 8(6), pp. 338–343.

University, S. (no date) *An Introduction to Convolutional Neural Network, Vision Imaging Science and Technology Lab*.

Wahyudi, A. A. E., Widyantara, I. M. O. and Saputra, K. O. (2019) ‘Verifikasi Telapak Tangan dengan Multimodal Biometrik Fermat’s Spiral’, *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 3(3), pp. 408–413. doi: 10.29207/resti.v3i3.1173.

Widiakumara, I. K. S., Putra, I. K. G. D. and Wibawa, K. S. (2018) 'Aplikasi Identifikasi Wajah Berbasis Android', *Lontar Komputer : Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 8(3), p. 200. doi: 10.24843/lkjiti.2017.v08.i03.p06.

Ximenes, A. M. *et al.* (2019) 'Analysys and Implementation Cloud-Based Biometric', *Jurnal Ilmiah Kursor*, 10(2), pp. 81–94.

Y. Le Cun, B. Boser, J.S. Denker, D. Henderson, R.E. Howard, W. Hubbard, and L. D. J. (1990) 'Handwritten Digit Recognition with a Back-Propagation Network', *AT&T Bell Laboratores, Holmdel, N.J.* 07733.

Zhang, L. *et al.* (2018) 'Palmprint and palmvein recognition based on DCNN and a new large-scale contactless palmvein dataset', *Symmetry*, 10(4), pp. 1–15. doi: 10.3390/sym10040078.

Zhang, X., Gonnott, T. and Saniie, J. (2017) 'Real-Time Face Detection and Recognition in Complex Background', *Journal of Signal and Information Processing*, 08(02), pp. 99–112. doi: 10.4236/jsip.2017.82007.