

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Ekspresi wajah merupakan elemen krusial dalam komunikasi nonverbal manusia yang merefleksikan emosi, pikiran, serta niat seseorang [1]. Bagi anak, kemampuan untuk mengekspresikan emosi secara konsisten atau kemampuan orang lain dalam menginterpretasikan ekspresi tersebut seringkali menjadi tantangan dalam interaksi sosial. Dalam konteks layanan pendukung, seperti bimbingan konseling, diagnosis emosi yang tidak akurat dapat menghambat efektivitas penanganan dan pemahaman terhadap kondisi psikologis individu. Oleh karena itu, diperlukan sebuah sistem yang mampu mengenali dan mengklasifikasikan ekspresi wajah secara objektif untuk menjembatani hambatan komunikasi tersebut [2].

SLB Negeri Rokan Hulu merupakan salah satu sekolah luar biasa negeri yang berada di Kabupaten Rokan Hulu, Provinsi Riau, yang memberikan layanan pendidikan bagi anak berkebutuhan khusus dengan berbagai kategori hambatan seperti *Down Syndrome*, *autisme*, tunarungu, tunadaksa, dan tunagrahita. SLB Negeri Rokan Hulu resmi berdiri pada tanggal 14 Oktober 2005 dan mulai beroperasi secara resmi pada tanggal 27 Juli 2006. Sekolah ini berlokasi di Jalan Raya Belakang RSUD Pasir Pengaraian, Desa Rambah Tengah Utara, Kecamatan Rambah, Kabupaten Rokan Hulu, Riau. Kehadiran sekolah ini memiliki peran penting dalam memberikan layanan pendidikan khusus serta membantu perkembangan akademik, sosial, dan emosional peserta didik sesuai dengan

kebutuhan masing-masing siswa. Berdasarkan data siswa tahun ajaran 2025/2026, SLB Negeri Rokan Hulu memiliki sekitar 125 peserta didik yang tersebar pada beberapa jenjang dan kategori kebutuhan khusus. Data tersebut menunjukkan bahwa siswa didominasi oleh kategori anak berkebutuhan khusus seperti *Down Syndrome*, *autisme*, tunarungu, dan tunagrahita. Banyaknya variasi kebutuhan khusus pada peserta didik menyebabkan guru pendamping memerlukan perhatian lebih dalam memahami kondisi emosional dan perilaku siswa selama proses pembelajaran berlangsung.

Berdasarkan hasil wawancara dengan guru pendamping di SLB Negeri Rokan Hulu, guru menyampaikan bahwa pengenalan ekspresi wajah siswa masih dilakukan melalui pengamatan langsung selama proses pembelajaran. Guru juga menyampaikan bahwa hingga saat ini belum terdapat sistem yang dapat membantu menyimpan hasil pengamatan tersebut dalam bentuk data digital. Seluruh hasil observasi hanya berdasarkan pengalaman dan ingatan guru sehingga perkembangan emosional siswa dari waktu ke waktu belum dapat dipantau secara sistematis.

Meskipun guru mampu mengenali ekspresi siswa secara langsung, proses tersebut belum menghasilkan dokumentasi yang dapat digunakan sebagai bahan evaluasi perkembangan emosional siswa. Akibatnya, perubahan pola emosi siswa dalam jangka panjang sulit dianalisis secara objektif serta belum dapat dijadikan sebagai data pendukung dalam proses pembelajaran maupun komunikasi dengan orang tua.

[5]Implementasi *Deep Learning*, khususnya arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), telah terbukti sangat efektif dalam mengekstraksi fitur visual yang kompleks untuk tugas pengenalan wajah. Salah satu arsitektur yang unggul adalah *Residual Network* (ResNet), yang menggunakan mekanisme *skip connections* untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* pada jaringan saraf yang dalam. Penelitian [1] menunjukkan bahwa pemanfaatan *Transfer Learning* pada arsitektur RESNET50 mampu mencapai akurasi sebesar 100% pada set pelatihan dan 81,43% pada set validasi menggunakan *Dataset* FER-2013. Penelitian tersebut menegaskan bahwa teknik *fine-tuning* pada model *pre-trained* secara signifikan meningkatkan performa pengenalan emosi dibandingkan pelatihan dari awal .

[6]Penerapan *ResNet* juga telah dikembangkan lebih spesifik dengan menggabungkan deteksi *landmark* wajah. Ramadhani dkk. (2025) mengembangkan sistem deteksi emosi berbasis *CNN-ResNet* untuk memetakan 468 titik *landmark* wajah. Penelitian tersebut menemukan bahwa rasio pembagian data *training* dan *testing* sebesar 80:20 menghasilkan kinerja optimal dengan akurasi model mencapai 95%. Meskipun demikian, tantangan masih ditemukan pada klasifikasi emosi dengan fitur visual yang mirip atau jumlah *Dataset* yang terbatas, yang menyebabkan penurunan nilai *Recall* pada kategori emosi tertentu .

Berdasarkan tantangan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode *Deep Residual Network* (RESNET50) dalam sebuah sistem klasifikasi ekspresi wajah yang dikhususkan bagi anak berkebutuhan khusus. Penggunaan RESNET50 diharapkan mampu memberikan

ketelitian tinggi dalam mengenali gradasi ekspresi yang rumit pada anak BK. Melalui pendekatan ini, sistem diharapkan tidak hanya mengenali jenis emosi dasar, tetapi juga mampu memberikan klasifikasi tingkat keparahan atau intensitas ekspresi secara presisi.

Berdasarkan uraian di atas, penulis tertarik untuk melakukan penelitian dengan judul: “Sistem Klasifikasi Ekspresi Wajah Anak Down Syndrom Menggunakan *Deep Residual Network* (RESNET50)”.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana merancang, membangun, dan mengimplementasikan arsitektur *Deep Residual Network* (RESNET50) ke dalam sebuah sistem klasifikasi ekspresi wajah pada anak *Down Syndrom*?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk merancang, membangun, dan mengimplementasikan arsitektur *Deep Residual Network* (RESNET50) ke dalam sebuah sistem klasifikasi ekspresi wajah pada anak *Down Syndrom*.

1.4 Batasan Masalah

Agar penelitian ini lebih terarah, fokus, dan tidak menyimpang dari tujuan utama yang telah ditetapkan, maka diberikan beberapa batasan masalah sebagai berikut :

1. Penelitian ini berfokus pada deteksi ekspresi wajah berdasarkan citra wajah anak *Down Syndrom* di SLB Rokan Hulu.

2. Algoritma *Deep Learning* yang digunakan untuk klasifikasi ekspresi wajah secara eksklusif menggunakan arsitektur RESNET50 (*Deep Residual Network*).
3. *Dataset* yang digunakan berupa foto wajah anak *Down Syndrom*. Yaitu berupa *Dataset* foto anak *Down Syndrom*. Ada 7 jenis ekspresi wajah :
 - A. Foto wajah anak *Down Syndrom* Netral
 - B. Foto wajah anak *Down Syndrom* Bahagia
 - C. Foto wajah anak *Down Syndrom* Sedih
 - D. Foto wajah anak *Down Syndrom* Marah
 - E. Foto wajah anak *Down Syndrom* Terkejut
 - F. Foto wajah anak *Down Syndrom* Takut
 - G. Foto wajah anak *Down Syndrom* Menangis
4. Keseluruhan proses pemodelan, mulai dari prapemrosesan data (*Preprocessing*), hingga pengujian performa model dibangun menggunakan bahasa pemrograman *Python*.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- A. Bagi Peneliti :
 1. Dapat mengimplementasikan pemahaman teoritis mengenai teknologi *Computer Vision* dengan metode RESNET50 dalam

menyelesaikan masalah nyata terkait interaksi sosial anak berkebutuhan khusus.

2. Meningkatkan keterampilan teknis dalam mengelola *Dataset* campuran (*hybrid*) antara *Dataset* standar dan data primer lapangan melalui teknik *fine-tuning* pada model *pre-trained*.

B. Bagi Objek Penelitian :

1. Memberikan alat bantu diagnosis emosi yang lebih objektif bagi guru dan staf di SLB untuk memahami kondisi psikologis anak berkebutuhan khusus yang mungkin sulit diidentifikasi secara manual.
2. Membantu proses dokumentasi perkembangan emosional anak secara digital dan akurat, sehingga mempermudah evaluasi berkala bagi orang tua maupun tenaga ahli.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dari proposal ini terdiri dari enam bagian utama, sebagai berikut:

BAB 1 PENDAHULUAN

Bab ini berisi pengantar umum penelitian yang mencakup latar belakang mengenai pentingnya pengenalan ekspresi wajah sebagai alat komunikasi nonverbal bagi anak dan kendala dalam diagnosis emosi secara manual.

Bab ini juga menguraikan rumusan masalah terkait penerapan metode *Deep Learning*, tujuan dan manfaat penelitian, batasan masalah, serta sistematika penulisan laporan.

BAB 2 LANDASAN TEORI

Bab ini menguraikan teori-teori fundamental yang menjadi landasan ilmiah penelitian. Pembahasan mencakup konsep dasar *Deep Learning*, algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN), serta penjelasan mendalam mengenai arsitektur RESNET50 termasuk mekanisme *residual blocks* dan *skip connections*. Selain itu, dibahas pula mengenai teknik *transfer learning*, pemetaan *facial landmarks* serta teori emosi universal menurut Paul Ekman.

BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan langkah-langkah kerja sistematis dalam melaksanakan penelitian. Cakupannya meliputi kerangka kerja penelitian, metode pengumpulan *Dataset hybrid* (data sekunder dari *Dataset* standar dan data primer dari pemotretan di SLB), teknik prapemrosesan citra seperti normalisasi dan augmentasi data (jitter, rotasi, skala), serta prosedur pembagian data (*data split*) dan pelatihan model RESNET50.

BAB 4 ANALISA DAN PERANCANGAN

Bab ini berfokus pada tahap analisis kebutuhan sistem dan perancangan aplikasi. Dimulai dengan analisis kebutuhan fungsional dan non-fungsional untuk pemantauan ekspresi anak BK, perancangan arsitektur sistem klasifikasi emosi, pemodelan proses bisnis menggunakan *Use Case Diagram*, hingga perancangan antarmuka pengguna (*User Interface*) berbasis *Python* untuk visualisasi deteksi emosi secara *real-time*.

BAB 5 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bab ini memaparkan hasil dari rancangan yang telah dibuat. Bagian ini menunjukkan proses penerjemahan desain ke dalam kode program *Python*, penerapan teknik *fine-tuning* pada model RESNET50, serta pengujian sistem yang mencakup evaluasi performa model melalui metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan *Confusion Matrix*. Pengujian juga dilakukan pada data primer hasil observasi lapangan untuk mengukur tingkat adaptabilitas model terhadap ekspresi wajah anak BK.

BAB 6 PENUTUP

Bab ini merupakan bagian penutup yang berisi kesimpulan akhir dari seluruh rangkaian penelitian guna menjawab rumusan masalah mengenai efektivitas klasifikasi *multi-level* ekspresi wajah anak BK. Selain itu, bab ini memberikan saran untuk pengembangan sistem di masa depan, seperti penggunaan arsitektur model lain atau perluasan variasi *Dataset* untuk mencakup lebih banyak karakteristik anak berkebutuhan khusus.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 *Artificial Intelligence* (AI)

Artificial Intelligence (AI) atau kecerdasan buatan merupakan cabang ilmu komputer yang berfokus pada pengembangan sistem yang mampu meniru kemampuan berpikir dan belajar manusia. Teknologi AI memungkinkan komputer untuk melakukan berbagai tugas yang umumnya membutuhkan kecerdasan manusia, seperti pengenalan pola, pengambilan keputusan, pemecahan masalah, dan pemrosesan data secara otomatis. Menurut penelitian oleh Dwivedi “Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*) merujuk pada sistem yang menunjukkan perilaku cerdas dengan menganalisis lingkungan mereka dan mengambil tindakan dengan tingkat otonomi tertentu”. Hal tersebut menunjukkan bahwa AI mampu membantu manusia dalam menyelesaikan berbagai permasalahan melalui proses analisis data yang cerdas [2].

Perkembangan *Artificial Intelligence* mengalami peningkatan yang sangat pesat seiring dengan kemajuan teknologi komputasi dan ketersediaan data dalam jumlah besar. AI telah banyak diterapkan pada berbagai bidang seperti kesehatan, pendidikan, industri, keamanan, dan pengolahan citra digital. Menurut penelitian oleh Caiming Zhang, “Kecerdasan Buatan telah menjadi salah satu teknologi paling transformatif berkat kemampuannya dalam mempelajari data dan meningkatkan kinerja secara otomatis” Kemampuan tersebut menjadikan AI sebagai teknologi yang sangat potensial untuk mengembangkan sistem otomatis yang lebih efisien dan akurat [3].

Dalam bidang *Computer Vision*, *Artificial Intelligence* digunakan untuk mengenali objek, wajah, dan ekspresi manusia melalui analisis citra digital. Salah satu implementasi AI yang berkembang pesat adalah penggunaan *Deep Learning* untuk klasifikasi ekspresi wajah. Menurut penelitian oleh Prihatin Et al. “Sistem pengenalan ekspresi wajah berbasis AI telah menunjukkan peningkatan yang signifikan dalam memahami emosi manusia melalui analisis gambar.”. Oleh karena itu, *Artificial Intelligence* menjadi dasar utama dalam penelitian ini untuk membangun sistem klasifikasi *multi-level* ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus menggunakan metode *Deep Residual Network* (RESNET50) [4].

2.2 Deep Learning

Deep Learning merupakan bagian dari *machine learning* yang menggunakan jaringan saraf tiruan berlapis untuk mempelajari pola kompleks dari data dalam jumlah besar. Teknologi ini mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis tanpa perlu proses manual seperti pada metode tradisional. *Deep Learning* banyak digunakan dalam pengenalan wajah, suara, bahasa alami, dan pengolahan citra digital [5].

Menurut penelitian oleh Tarumingkeng “*Deep Learning* memiliki kemampuan representasi data yang sangat baik melalui jaringan saraf berlapis dalam”. Kemampuan tersebut memungkinkan sistem mengenali pola visual yang kompleks seperti ekspresi wajah manusia dengan tingkat akurasi tinggi [5].

Dalam penelitian klasifikasi ekspresi wajah, *Deep Learning* digunakan untuk mempelajari perubahan fitur wajah berdasarkan data citra yang telah dilatih sebelumnya. Menurut Edmun Et al “*Transfer Learning* pada model *Deep*

Learning mampu meningkatkan akurasi klasifikasi ekspresi wajah secara signifikan”. Oleh karena itu, *Deep Learning* menjadi metode utama dalam penelitian ini karena mampu mengenali pola ekspresi anak berkebutuhan khusus secara lebih detail dan adaptif [6].

2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan arsitektur *Deep Learning* yang dirancang khusus untuk pengolahan data citra. CNN bekerja dengan menggunakan lapisan *convolution* untuk mengekstraksi fitur penting dari gambar seperti garis, tekstur, pola, dan bentuk objek. Arsitektur ini memiliki kemampuan yang sangat baik dalam tugas pengenalan wajah dan klasifikasi gambar [7].

Menurut penelitian oleh Lecun “CNN mampu mempelajari representasi visual secara hierarkis melalui proses *convolution* dan *pooling*”. Hal tersebut memungkinkan sistem mengenali pola wajah manusia dengan lebih efektif dibandingkan metode tradisional [8].

Dalam penelitian pengenalan ekspresi wajah, CNN digunakan sebagai dasar arsitektur RESNET50. Menurut Ramadhani Et al, “penggunaan CNN-ResNet menghasilkan akurasi tinggi dalam proses deteksi emosi berbasis *landmark* wajah”. Oleh sebab itu, CNN menjadi komponen utama dalam sistem klasifikasi ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus [9].

2.4 Residual Network (RESNET50)

RESNET50 merupakan salah satu arsitektur *Deep Learning* berbasis CNN yang dikembangkan oleh Kaiming He dkk. Arsitektur ini menggunakan konsep

residual learning dan *skip connection* untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* pada jaringan yang sangat dalam. RESNET50 memiliki 50 lapisan yang mampu melakukan ekstraksi fitur citra secara lebih mendalam dan akurat [10].

Menurut penelitian oleh J sun, “Residual Learning Framework memungkinkan jaringan saraf yang sangat dalam tetap dapat dilatih secara optimal”. Teknologi *skip connection* membantu model mempertahankan informasi penting dari lapisan sebelumnya sehingga meningkatkan performa klasifikasi [11].

Dalam penelitian ekspresi wajah, RESNET50 banyak digunakan karena memiliki akurasi tinggi pada pengenalan emosi manusia. Menurut Edmun, “Transfer Learning menggunakan RESNET50 memberikan performa klasifikasi emosi yang lebih baik dibandingkan pelatihan konvensional”. Hal ini menjadikan RESNET50 sebagai metode yang tepat untuk sistem klasifikasi *multi-level* ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus [6].

2.5 Computer Vision

Computer Vision merupakan cabang ilmu kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer untuk memahami, menganalisis, dan mengenali informasi visual dari gambar maupun video digital. Teknologi ini bekerja dengan cara meniru kemampuan penglihatan manusia melalui proses pengolahan citra digital dan pembelajaran mesin. *Computer Vision* banyak digunakan dalam pengenalan wajah, deteksi objek, kendaraan otonom, hingga analisis medis [12].

Menurut Agma, Asty “*Computer Vision* mampu melakukan proses identifikasi objek dan wajah manusia secara otomatis menggunakan teknik pengolahan citra digital”. Teknologi ini sangat penting dalam penelitian

klasifikasi ekspresi wajah karena mampu mendeteksi fitur-fitur penting pada wajah manusia sebelum dilakukan proses klasifikasi emosi [12].

Selain itu, penelitian oleh Kaiming, Jian menjelaskan bahwa “kombinasi *Computer Vision* dan *Deep Learning* menghasilkan peningkatan akurasi signifikan pada sistem pengenalan ekspresi wajah”. Dengan kemampuan ekstraksi fitur otomatis, teknologi ini menjadi fondasi utama dalam pembangunan sistem pengenalan emosi berbasis RESNET50 [13].

2.6 Transfer Learning

Transfer Learning merupakan teknik dalam *Deep Learning* yang memanfaatkan model yang telah dilatih sebelumnya pada *Dataset* besar untuk menyelesaikan permasalahan baru dengan jumlah data yang lebih sedikit. Teknik ini membantu mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan performa model [14].

Menurut Edmun, “*fine-tuning* pada model *pre-trained* RESNET50 mampu meningkatkan akurasi klasifikasi ekspresi wajah secara signifikan”. Pernyataan tersebut menunjukkan bahwa *Transfer Learning* sangat efektif digunakan dalam penelitian dengan *Dataset* terbatas seperti citra wajah anak berkebutuhan khusus[6].

Selain itu, penelitian Hijah Et al menunjukkan bahwa *Transfer Learning* dapat mengurangi waktu komputasi dan meningkatkan stabilitas pelatihan model. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan teknik *Transfer Learning* pada arsitektur RESNET50 agar sistem mampu mengenali ekspresi wajah secara optimal [15].

2.7 Sistem

Sistem merupakan sekumpulan elemen yang saling berhubungan dan bekerja sama dalam mencapai tujuan tertentu melalui proses *input*, pengolahan, dan *output*. Dalam bidang teknologi informasi, sistem digunakan untuk membantu manusia dalam mengelola data menjadi informasi yang lebih berguna, efektif, dan efisien. Konsep sistem tidak hanya terbatas pada perangkat lunak, tetapi juga mencakup prosedur kerja, pengguna, basis data, dan perangkat keras yang saling terintegrasi. Menurut penelitian oleh, sistem berbasis kecerdasan buatan memiliki kemampuan untuk melakukan pengolahan data secara otomatis melalui proses pembelajaran mesin sehingga menghasilkan keputusan yang lebih akurat dibandingkan metode manual [4].

Menurut Agma, Asty dalam jurnal “Penerapan *Computer Vision* Untuk Deteksi Objek dan Pengenalan Wajah”, dijelaskan bahwa “sistem pengenalan wajah berbasis *Computer Vision* mampu membantu proses identifikasi secara otomatis melalui analisis citra digital”. Pernyataan tersebut menunjukkan bahwa sistem modern memiliki kemampuan untuk mengintegrasikan pengolahan citra, kecerdasan buatan, dan pembelajaran mendalam dalam satu kesatuan proses. Sistem seperti ini sangat relevan diterapkan dalam penelitian klasifikasi ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus karena mampu bekerja secara konsisten dan objektif dibandingkan pengamatan manusia [12].

Selain itu, sistem klasifikasi emosi juga membutuhkan kemampuan pemrosesan data secara *real-time* agar hasil identifikasi dapat digunakan sebagai alat bantu pengamatan psikologis maupun komunikasi nonverbal. Menurut

Ramadhani dalam jurnal “Sistem Deteksi Emosi Menggunakan *Face Recognition* Berbasis Landmark dan CNN-ResNet pada Sesi Bimbingan Konseling”, dijelaskan bahwa “sistem deteksi emosi berbasis CNN-ResNet mampu meningkatkan akurasi pengenalan emosi melalui analisis *landmark* wajah”. Hal ini membuktikan bahwa sistem berbasis *Deep Learning* dapat menjadi solusi dalam memahami ekspresi emosional anak berkebutuhan khusus secara lebih objektif dan terukur [9].

2.8 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan proses pengelompokan data ke dalam kategori tertentu berdasarkan karakteristik atau pola yang dimiliki. Dalam bidang kecerdasan buatan, klasifikasi digunakan untuk mengenali objek, suara, teks, maupun citra digital dengan memanfaatkan algoritma *machine learning* dan *Deep Learning*. Proses klasifikasi bekerja dengan mempelajari pola dari data pelatihan sehingga sistem mampu memberikan prediksi terhadap data baru secara otomatis [16].

Menurut penelitian oleh Edmun dalam jurnal “Pengaruh *Transfer Learning* ResNet dan DenseNet terhadap Performa Klasifikasi Ekspresi Wajah Menggunakan *Dataset* FER-2013”, dijelaskan bahwa “proses klasifikasi ekspresi wajah menggunakan *Transfer Learning* mampu meningkatkan performa pengenalan emosi secara signifikan”. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa model *Deep Learning* dapat mengenali pola visual wajah manusia dengan tingkat akurasi tinggi setelah melalui proses pelatihan data yang memadai [6].

Dalam konteks penelitian ini, klasifikasi digunakan untuk mengidentifikasi ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus ke dalam beberapa kategori emosi seperti bahagia, sedih, marah, takut, terkejut, menangis dan netral. Menurut penelitian oleh Prihatin, “klasifikasi emosi berbasis CNN mampu membantu proses komunikasi dan observasi psikologis anak autisme secara lebih objektif”. Hal tersebut membuktikan bahwa sistem klasifikasi memiliki peran penting dalam membantu guru maupun tenaga pendamping memahami kondisi emosional anak berkebutuhan khusus [4].

2.9 Ekspresi Wajah

Ekspresi wajah merupakan bentuk komunikasi nonverbal yang digunakan manusia untuk menyampaikan emosi, perasaan, maupun kondisi psikologis tertentu. Gerakan otot wajah dapat menunjukkan berbagai emosi seperti bahagia, sedih, marah, takut, jijik, maupun terkejut. Dalam psikologi, ekspresi wajah dianggap sebagai indikator penting untuk memahami keadaan emosional seseorang secara alami tanpa menggunakan komunikasi verbal [17].

Menurut Paul Ekman dalam teori emosi universal, terdapat enam emosi dasar yang dapat dikenali melalui ekspresi wajah manusia, yaitu bahagia, sedih, marah, takut, jijik, menangis dan terkejut. Penelitian terbaru oleh menjelaskan bahwa “fitur *landmark* wajah mampu merepresentasikan pola ekspresi emosi manusia secara akurat melalui pemetaan titik wajah”. Hal ini menunjukkan bahwa perubahan kecil pada bagian wajah dapat digunakan sebagai indikator identifikasi emosi oleh sistem komputer [17].

Pada anak berkebutuhan khusus, ekspresi wajah sering kali memiliki karakteristik yang berbeda dibandingkan anak normal sehingga membutuhkan pendekatan analisis yang lebih spesifik. Menurut dalam jurnal “Psikoedukasi Tentang Anak Berkebutuhan Khusus”, dijelaskan bahwa “anak berkebutuhan khusus memiliki hambatan dalam interaksi sosial dan komunikasi emosional”. Oleh sebab itu, analisis ekspresi wajah berbasis *Deep Learning* menjadi solusi penting dalam membantu memahami kondisi emosional anak BK secara lebih objektif [17].

2.9.1 Wajah Netral

Wajah netral merupakan kondisi ekspresi wajah yang tidak menunjukkan emosi tertentu secara dominan. Ekspresi ini biasanya ditandai dengan posisi otot wajah yang rileks, tanpa adanya perubahan signifikan pada alis, mata, maupun bibir [18]. Dalam sistem pengenalan emosi, wajah netral sering dijadikan sebagai *baseline* atau kondisi dasar untuk membandingkan perubahan ekspresi emosi lainnya.



Gambar 2. 1 Wajah netral

Menurut penelitian Ekman “ekspresi netral menggambarkan kondisi emosional yang stabil tanpa adanya aktivasi emosi utama pada otot wajah”. Hal

ini menunjukkan bahwa wajah netral memiliki pola visual yang lebih tenang dibandingkan ekspresi lain seperti marah atau bahagia [19].

Dalam penelitian Edmun klasifikasi ekspresi wajah, kategori netral sangat penting karena membantu model *Deep Learning* membedakan perubahan ekspresi emosional secara lebih akurat. Menurut “kategori netral menjadi salah satu kelas utama dalam *Dataset* FER-2013 untuk melatih model pengenalan emosi”. Oleh karena itu, wajah netral digunakan sebagai salah satu kategori emosi utama dalam penelitian ini [6].

2.9.2 Wajah Bahagia

Wajah bahagia merupakan ekspresi emosi positif yang biasanya ditandai dengan senyuman, pipi terangkat, serta sudut bibir yang mengarah ke atas [20]. Ekspresi ini menjadi salah satu emosi yang paling mudah dikenali baik oleh manusia maupun sistem komputer karena memiliki ciri visual yang cukup jelas.



Gambar 2. 2 Wajah Bahagia

Menurut penelitian Ekman, “ekspresi bahagia ditunjukkan melalui kontraksi otot zygomatic major yang menyebabkan bibir tertarik ke atas membentuk senyuman”. Selain itu, ekspresi bahagia juga sering diikuti oleh

perubahan pada area mata yang tampak lebih menyipit akibat gerakan otot wajah [21].

Dalam penelitian Ramadhani pengenalan ekspresi wajah, kategori bahagia biasanya memiliki tingkat akurasi klasifikasi yang tinggi karena pola visual nya cukup konsisten. Menurut “emosi bahagia memiliki tingkat pengenalan yang lebih stabil dibandingkan emosi lain karena karakteristik wajah yang mudah dibedakan”. Oleh sebab itu, wajah bahagia menjadi salah satu kategori utama dalam penelitian klasifikasi *multi-level* ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus [9].

2.9.3 Wajah Sedih

Wajah sedih merupakan ekspresi emosi negatif yang menunjukkan perasaan kecewa, kehilangan, atau kesedihan. Ekspresi ini biasanya ditandai dengan sudut bibir yang menurun, mata tampak sayu, dan alis bagian dalam yang sedikit terangkat[21]. Dalam pengenalan emosi, wajah sedih sering memiliki kemiripan dengan ekspresi netral sehingga membutuhkan analisis fitur wajah yang lebih detail.



Gambar 2. 3 Wajah Sedih

Menurut penelitian Ekman “ekspresi sedih melibatkan perubahan otot pada area mata dan bibir yang menunjukkan penurunan aktivitas emosional”. Hal tersebut membuat ekspresi sedih memiliki karakteristik visual yang lebih halus dibandingkan emosi seperti marah atau terkejut. Dalam penelitian *Deep Learning*, emosi sedih menjadi salah satu kategori yang cukup menantang untuk dikenali karena variasi ekspresinya yang beragam [19].

Menurut Edmun “kelas emosi sedih memiliki tingkat *recall* yang lebih rendah akibat kemiripan fitur visual dengan ekspresi netral”. Oleh sebab itu, penggunaan RESNET50 diharapkan mampu meningkatkan kemampuan sistem dalam mengenali ekspresi sedih secara lebih akurat [6].

2.9.4 Wajah Marah

Wajah marah merupakan ekspresi emosi yang menunjukkan rasa kesal, frustrasi, atau kemarahan. Ekspresi ini biasanya ditandai dengan alis menurun dan mendekat, mata menatap tajam, serta bibir yang menegang [22]. Dalam analisis ekspresi wajah, emosi marah memiliki pola visual yang cukup kuat sehingga sering dapat dikenali dengan jelas oleh sistem *Deep Learning*.



Gambar 2. 4 Wajah Marah

Menurut penelitian Ekman , “ekspresi marah ditandai dengan aktivasi otot corrugator supercilii yang menyebabkan alis tampak menyatu dan menurun”. Perubahan tersebut memberikan ciri khas visual yang berbeda dibandingkan emosi lainnya [19].

Dalam penelitian Ramadhani pengenalan emosi berbasis CNN dan RESNET50, kategori marah sering menghasilkan tingkat *precision* yang tinggi karena pola wajahnya cukup spesifik. Menurut “emosi marah memiliki fitur visual yang relative mudah dikenali melalui perubahan posisi alis dan mata”. Oleh karena itu, kategori marah menjadi salah satu emosi utama yang digunakan dalam penelitian ini [9].

2.9.5 Wajah Terkejut

Wajah terkejut merupakan ekspresi emosi yang muncul akibat adanya rangsangan tiba-tiba atau situasi yang tidak terduga. Ekspresi ini biasanya ditandai dengan mata terbuka lebar, alis terangkat, dan mulut yang terbuka [23]. Dalam sistem pengenalan emosi, ekspresi terkejut memiliki ciri visual yang cukup jelas sehingga mudah dikenali oleh model *Deep Learning*.



Gambar 2. 5 Wajah Terkejut

Menurut penelitian Ekman, “ekspresi terkejut melibatkan peningkatan aktivitas otot wajah pada area mata dan rahang yang menghasilkan bukaan wajah lebih lebar”. Perubahan tersebut menyebabkan ekspresi terkejut memiliki pola visual yang sangat berbeda dibandingkan emosi lain [21].

Dalam penelitian Edman klasifikasi emosi, kategori terkejut umumnya memiliki tingkat akurasi yang tinggi karena bentuk ekspresinya sangat khas. Menurut, “emosi terkejut menunjukkan performa klasifikasi yang baik pada model RESNET50 karena fitur wajahnya mudah dibedakan”. Oleh sebab itu, wajah terkejut menjadi salah satu kategori utama dalam penelitian ini [6].

2.9.6 Wajah Takut

Wajah takut merupakan ekspresi emosi yang muncul akibat rasa ancaman, kecemasan, atau ketakutan terhadap suatu situasi tertentu. Ekspresi ini biasanya ditandai dengan mata terbuka lebar, alis terangkat, dan bibir yang menegang [24]. Emosi takut sering memiliki kemiripan dengan ekspresi terkejut sehingga menjadi tantangan dalam proses klasifikasi otomatis.



Gambar 2. 6 Wajah Takut

Menurut penelitian oleh Ekman, “ekspresi takut menunjukkan kombinasi perubahan pada area mata, alis, dan bibir yang merepresentasikan respons ancaman”. Karakteristik tersebut menyebabkan emosi takut membutuhkan analisis fitur wajah yang lebih mendalam agar dapat dibedakan secara akurat dari emosi lainnya [19].

Dalam penelitian Ramadhani pengenalan ekspresi wajah, kategori takut sering mengalami kesalahan klasifikasi akibat kemiripan pola visual dengan emosi terkejut. Menurut, “emosi takut memiliki tingkat *recall* yang lebih rendah dibandingkan kategori emosi lain karena kompleksitas pola wajahnya”. Oleh sebab itu, penggunaan RESNET50 dan *facial landmark* diharapkan mampu meningkatkan kemampuan sistem dalam mengenali ekspresi takut secara lebih presisi [9].

2.9.7 Wajah Menangis

Wajah menangis merupakan ekspresi emosi yang muncul akibat perasaan sedih, kecewa, takut, maupun tekanan emosional tertentu. Ekspresi ini biasanya ditandai dengan mata yang berkaca-kaca atau mengeluarkan air mata, alis bagian dalam terangkat, sudut bibir menurun, serta perubahan pada area pipi dan mata akibat kontraksi otot wajah. Dalam analisis ekspresi wajah, wajah menangis sering dikategorikan sebagai bentuk emosi negatif dengan intensitas tinggi karena melibatkan perubahan visual yang cukup kompleks pada wajah manusia.

Menurut penelitian oleh Liang, J dong dalam jurnal “*Deep Learning for Facial Expression Classification: A Survey*”, dijelaskan bahwa “ekspresi emosional negatif seperti menangis memiliki pola visual yang kompleks dan

membutuhkan ekstraksi fitur mendalam untuk dikenali secara akurat”. Hal tersebut menunjukkan bahwa ekspresi menangis memerlukan analisis citra yang lebih detail dibandingkan ekspresi dasar lainnya [25].



Gambar 2. 7 Wajah menangis

Menurut penelitian Ramadhani dalam jurnal “Sistem Deteksi Emosi Menggunakan *Face Recognition* Berbasis Landmark dan CNN-ResNet pada Sesi Bimbingan Konseling”, dijelaskan bahwa “perubahan pada area mata, alis, dan bibir menjadi indikator utama dalam proses pengenalan emosi berbasis *facial landmark*”. Ekspresi menangis umumnya menunjukkan mata yang menyipit, alis yang terangkat ke atas, serta bibir yang tampak menegang atau menurun. Perubahan tersebut menyebabkan wajah menangis memiliki karakteristik visual yang khas, namun sering kali memiliki kemiripan dengan ekspresi sedih sehingga membutuhkan metode klasifikasi yang lebih akurat seperti RESNET50 [9].

Dalam penelitian Prihatin pengenalan ekspresi wajah, kategori menangis sering mengalami kesalahan klasifikasi karena adanya kemiripan pola visual dengan emosi sedih dan takut. Menurut penelitian Prihatin dalam jurnal “*Facial Expression Detection of Autism Children Using ResNet-50 in Convolutional Neural Network Algorithm*”, dijelaskan bahwa “penggunaan RESNET50 mampu meningkatkan kemampuan sistem dalam mengenali ekspresi emosional kompleks

pada anak berkebutuhan khusus”. Oleh sebab itu, penggunaan *Deep Residual Network* (RESNET50) dan *facial landmark detection* diharapkan mampu membantu sistem dalam mengenali ekspresi menangis secara lebih presisi pada anak berkebutuhan khusus [4].

2.10 Down Syndrom

Down Syndrome merupakan kondisi kelainan genetik yang terjadi akibat adanya kelebihan salinan kromosom 21 (trisomi 21) pada individu. Kondisi ini menyebabkan gangguan pada pertumbuhan fisik, perkembangan kognitif, serta kemampuan adaptasi sosial anak. Anak dengan *Down Syndrome* umumnya memiliki karakteristik fisik khas seperti bentuk wajah yang datar, mata yang sedikit miring ke atas, hidung kecil, serta tonus otot yang lebih lemah dibandingkan anak pada umumnya. Menurut penelitian oleh Nasywa “ *Sindrom Down* adalah kondisi kromosom paling umum yang terkait dengan disabilitas intelektual dan keterlambatan perkembangan.”, yang menunjukkan bahwa *Down Syndrome* merupakan salah satu kelainan kromosom yang paling sering menyebabkan hambatan perkembangan intelektual dan keterlambatan perkembangan anak [26].

Anak *Down Syndrome* juga memiliki karakteristik khusus dalam aspek komunikasi dan ekspresi emosional. Meskipun mampu menunjukkan berbagai emosi dasar seperti senang, sedih, marah, takut, dan terkejut, ekspresi yang ditampilkan sering kali berbeda dalam intensitas maupun bentuk visual dibandingkan anak tanpa hambatan perkembangan. Menurut penelitian oleh Julie Grieco “ Individu dengan *Down Syndrome* sering kali mengalami kesulitan dalam

mengekspresikan emosi dan berkomunikasi secara sosial akibat keterbatasan kognitif dan perkembangan”. Kondisi tersebut menyebabkan proses identifikasi emosi pada anak *Down Syndrome* memerlukan perhatian dan pendekatan yang lebih spesifik [27].

Selain itu, perkembangan teknologi *Computer Vision* dan *Deep Learning* membuka peluang untuk membantu proses pengenalan emosi pada anak *Down Syndrome* secara lebih objektif. Menurut Prihatin. “penggunaan model RESNET50 mampu membantu mengenali ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus dengan tingkat akurasi yang baik”. Oleh karena itu, penelitian mengenai klasifikasi ekspresi wajah berbasis *Deep Residual Network* (RESNET50) diharapkan dapat menjadi solusi pendukung bagi guru, orang tua, dan tenaga profesional dalam memahami kondisi emosional anak *Down Syndrome* secara lebih akurat dan konsisten [4].

2.11 Pengenalan Emosi (*Emotion Recognition*)

Pengenalan emosi atau *Emotion Recognition* merupakan proses identifikasi kondisi emosional manusia melalui analisis ekspresi wajah, suara, teks, maupun bahasa tubuh. Dalam bidang *Computer Vision*, pengenalan emosi dilakukan dengan menganalisis perubahan fitur wajah menggunakan algoritma kecerdasan buatan[28]. Teknologi ini berkembang pesat karena memiliki banyak manfaat dalam bidang pendidikan, kesehatan mental, keamanan, dan interaksi manusia dengan komputer.

Menurut penelitian Le, W deng oleh. “*facial emotion recognition* menjadi salah satu implementasi utama *Deep Learning* dalam bidang *affective computing*”.

Penelitian tersebut menjelaskan bahwa penggunaan CNN dan RESNET50 mampu meningkatkan akurasi pengenalan emosi manusia karena model dapat mengekstraksi fitur wajah secara otomatis dan mendalam. Sistem pengenalan emosi juga mampu bekerja secara *real-time* sehingga cocok digunakan sebagai alat bantu observasi psikologis [13].

Pada anak berkebutuhan khusus, pengenalan emosi menjadi tantangan tersendiri karena ekspresi yang ditampilkan sering berbeda dari pola umum. Menurut penelitian oleh Budiman “anak berkebutuhan khusus memerlukan pendekatan teknologi yang adaptif dalam memahami kondisi emosional dan perilaku sosial mereka”. Oleh karena itu, sistem pengenalan emosi berbasis RESNET50 diharapkan mampu membantu guru maupun tenaga ahli dalam memahami kondisi psikologis anak secara lebih objektif dan akurat [29].

2.12 Preprocessing Citra

Preprocessing citra merupakan tahap awal dalam pengolahan data gambar yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra sebelum dilakukan proses pelatihan model *Deep Learning*[30]. Tahapan *Preprocessing* meliputi *resize* gambar, normalisasi, augmentasi data, penghapusan noise, hingga konversi warna. Tahap ini sangat penting karena kualitas data akan mempengaruhi performa model klasifikasi.

Menurut penelitian oleh Khoshgoftaar, “data *augmentation* mampu meningkatkan generalisasi model *Deep Learning* dan mengurangi risiko *overfitting*”. Teknik augmentasi seperti rotasi, *flipping*, *zooming*, dan *brightness*

adjustment membantu model mengenali variasi ekspresi wajah dalam berbagai kondisi pencahayaan maupun posisi wajah [31].

Dalam penelitian ini, *Preprocessing* digunakan untuk menyeragamkan ukuran citra wajah anak berkebutuhan khusus agar sesuai dengan *input* RESNET50. Selain itu, augmentasi data dilakukan untuk meningkatkan jumlah variasi *Dataset* sehingga model mampu mengenali pola ekspresi secara lebih stabil. Menurut Ramadhani, “proses *Preprocessing* yang baik dapat meningkatkan akurasi sistem deteksi emosi berbasis CNN-ResNet”. Oleh sebab itu, *Preprocessing* menjadi tahapan penting sebelum proses pelatihan model dilakukan [9].

2.13 Evaluasi Sistem

Evaluasi sistem merupakan tahap penting dalam penelitian *machine learning* dan *Deep Learning* yang bertujuan untuk mengukur performa model dalam melakukan klasifikasi data[32]. Proses evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap data sebenarnya sehingga dapat diketahui tingkat ketepatan dan kualitas sistem yang dikembangkan. Dalam penelitian klasifikasi ekspresi wajah, evaluasi digunakan untuk mengetahui kemampuan model RESNET50 dalam mengenali kategori emosi anak berkebutuhan khusus secara akurat dan konsisten.

Menurut penelitian oleh Sokolova, Lapalme, “evaluasi performa model klasifikasi diperlukan untuk mengetahui kualitas prediksi serta tingkat kesalahan sistem secara menyeluruh”. Hal tersebut menunjukkan bahwa evaluasi tidak

hanya berfungsi untuk melihat tingkat keberhasilan model, tetapi juga membantu menganalisis kelemahan sistem dalam mengenali pola data tertentu[33].

Dalam penelitian ini, evaluasi sistem dilakukan menggunakan beberapa parameter performa seperti *Confusion Matrix*, *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. [6], “kombinasi beberapa parameter evaluasi menghasilkan analisis performa model yang lebih komprehensif dibandingkan hanya menggunakan *accuracy*”. Oleh karena itu, evaluasi sistem menjadi tahapan penting untuk memastikan model RESNET50 mampu bekerja secara optimal dalam klasifikasi *multi-level* ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus.

2.13.1 *Confusion Matrix*

Confusion Matrix merupakan metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur performa model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi terhadap data sebenarnya. *Confusion Matrix* terdiri dari empat komponen utama, yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). Metode ini banyak digunakan dalam penelitian *machine learning* dan *Deep Learning* karena mampu memberikan informasi detail mengenai tingkat kesalahan model.

[31]*Confusion Matrix* adalah tabel yang merepresentasikan kinerja model dengan membandingkan nilai prediksi dengan nilai aktual (*ground truth*). Terdapat empat komponen dasar dalam matriks ini :

- a. *True Positive* (TP): Objek dikenali dengan benar oleh model dan lokasinya sesuai dengan *ground truth* (biasanya

berdasarkan nilai *Intersection over Union* / *IoU* di atas ambang batas tertentu).

- b. *False Positive* (FP): Model mendeteksi objek yang sebenarnya tidak ada, atau deteksi meleset dari *ground truth*.
- c. *False Negative* (FN): Objek sebenarnya ada (*ground truth*), namun model gagal mendeteksinya.
- d. *True Negative* (TN): Model tidak mendeteksi objek pada area yang memang tidak ada objek (jarang digunakan dalam metrik *object detection*).

Menurut penelitian oleh Sokolova, Lapalme, “*Confusion Matrix* membantu menganalisis performa model klasifikasi secara lebih detail dibandingkan hanya menggunakan *Accuracy*”. Dengan menggunakan *confusion matrix*, peneliti dapat mengetahui kategori emosi mana yang paling sering salah dikenali oleh sistem[33].

Dalam penelitian klasifikasi ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus, *Confusion Matrix* digunakan untuk mengevaluasi kemampuan RESNET50 dalam mengenali berbagai kategori emosi. Selain *Accuracy*, penelitian ini juga menggunakan *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* sebagai parameter evaluasi performa model. Menurut Edmun, “evaluasi menggunakan *Confusion Matrix* memberikan gambaran menyeluruh terhadap kualitas klasifikasi ekspresi wajah”. Oleh karena itu, *Confusion Matrix* menjadi salah satu metode evaluasi penting dalam penelitian ini[6].

2.13.2 Accuracy

Accuracy merupakan salah satu metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model klasifikasi dalam memprediksi data secara benar. Nilai *Accuracy* diperoleh dari perbandingan jumlah prediksi benar terhadap seluruh jumlah data yang diuji[34]. Dalam penelitian berbasis *Deep Learning*, *Accuracy* menjadi parameter utama untuk mengetahui seberapa baik performa model dalam mengenali pola data.

$$Accuracy = \frac{TP}{Total\ Prediksi} \dots \dots \dots (1)$$

Accuracy

TP : True Positive

Dalam sistem klasifikasi ekspresi wajah, *Accuracy* digunakan untuk mengukur kemampuan model RESNET50 dalam mengenali kategori emosi secara tepat. Menurut penelitian oleh Edmun, “model ResNet50 menghasilkan tingkat *Accuracy* yang tinggi pada proses klasifikasi ekspresi wajah menggunakan *Dataset FER-2013*”. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa arsitektur *Deep Learning* mampu memberikan performa klasifikasi yang sangat baik dibandingkan metode konvensional[6].

Selain itu, menurut Jiawe, Han. “*Accuracy* menjadi indikator awal untuk mengevaluasi kualitas model klasifikasi sebelum dilakukan analisis lebih mendalam menggunakan *Precision* dan *Recall*”. Oleh karena itu, *Accuracy* menjadi parameter penting dalam penelitian ini untuk mengetahui tingkat keberhasilan sistem klasifikasi *multi-level* ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus[35].

2.13.3 *Precision*

Precision merupakan parameter evaluasi yang digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan prediksi positif yang dihasilkan oleh model klasifikasi. *Precision* menunjukkan seberapa banyak data yang diprediksi positif benar-benar merupakan data positif sebenarnya. Nilai *Precision* yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan prediksi positif yang rendah.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \dots \dots \dots (2)$$

Precision

TP : True Positive

FP : False positive

Menurut Solokova, Lapalme “*Precision* digunakan untuk mengevaluasi kualitas hasil prediksi positif pada sistem klasifikasi”. Dalam sistem pengenalan emosi, *Precision* sangat penting karena membantu mengetahui apakah model mampu mengenali ekspresi tertentu tanpa banyak kesalahan klasifikasi terhadap emosi lain yang memiliki pola serupa[33],.

Pada penelitian ini, *Precision* digunakan untuk mengevaluasi kemampuan RESNET50 dalam mengenali kategori emosi seperti bahagia, sedih, marah, takut, netral, dan terkejut. Menurut Ramadhani, “penggunaan CNN-ResNet menghasilkan nilai *Precision* tinggi pada proses klasifikasi emosi berbasis *landmark* wajah”. Hal ini membuktikan bahwa arsitektur *Deep Learning* mampu mengenali ekspresi wajah secara lebih spesifik dan detail[9].

2.13.4 Recall

Recall merupakan parameter evaluasi yang digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh data positif yang sebenarnya. Menurut Fitrianto, *Recall* menunjukkan seberapa baik model mampu mengenali data yang benar-benar termasuk dalam kategori tertentu [36]. Nilai *Recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan deteksi yang baik terhadap data target.

[32] *Recall* mengukur proporsi objek positif aktual yang berhasil dideteksi dengan benar oleh model. Nilai *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model jarang melewatkan objek yang seharusnya dideteksi.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \dots \dots \dots (3)$$

Recall

TP : True Positive

FN : False Negative

Menurut penelitian oleh Jiawe, Han “*Recall* digunakan untuk mengukur sensitivitas model dalam mengenali data positif secara menyeluruh”. Dalam klasifikasi ekspresi wajah, *Recall* penting karena beberapa emosi memiliki pola yang hampir sama sehingga berpotensi tidak terdeteksi oleh model [35].

Dalam penelitian ini, *Recall* digunakan untuk mengetahui kemampuan sistem dalam mengenali seluruh kategori emosi anak berkebutuhan khusus. Menurut Ramadhani “nilai *Recall* pada klasifikasi emosi dapat menurun apabila *Dataset* memiliki kemiripan *fitur visual* antar emosi”. Oleh karena itu,

penggunaan *Dataset* yang baik dan *preprocessing* yang optimal sangat diperlukan untuk meningkatkan performa *Recall* model RESNET50[9].

2.13.5 *F1-Score*

F1-Score merupakan parameter evaluasi yang diperoleh dari kombinasi *precision* dan *recall*. Metode ini digunakan untuk memberikan nilai keseimbangan antara ketepatan prediksi dan kemampuan deteksi model. *F1-Score* sangat penting digunakan ketika distribusi data tidak seimbang atau terdapat kategori yang memiliki jumlah data lebih sedikit dibanding kategori lainnya. [33]*F1-Score* adalah rata-rata harmonik dari *Precision* dan *Recall*. Metrik ini sangat berguna untuk memberikan keseimbangan evaluasi jika terdapat ketidakseimbangan jumlah data antar kelas (*class imbalance*) .

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \dots \dots \dots (4)$$

Menurut penelitian oleh Solokova, Lapalme, “*F1-Score* memberikan gambaran evaluasi yang lebih stabil dibandingkan *accuracy* pada *Dataset* tidak seimbang”. Dalam penelitian pengenalan emosi, beberapa kategori ekspresi sering memiliki jumlah data yang berbeda sehingga penggunaan *F1-Score* menjadi sangat relevan[33].

Dalam penelitian ini, *F1-Score* digunakan untuk mengevaluasi keseimbangan performa model RESNET50 dalam mengenali seluruh kategori emosi anak berkebutuhan khusus. Menurut Edmun, “kombinasi evaluasi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score* memberikan analisis performa model

yang lebih komprehensif”. Oleh sebab itu, *F1-Score* menjadi salah satu parameter evaluasi utama dalam penelitian ini[6].

2.14 Bahasa Pemrograman

Bahasa pemrograman merupakan kumpulan instruksi atau perintah yang digunakan untuk memberikan arahan kepada komputer agar dapat menjalankan suatu proses tertentu. Bahasa pemrograman menjadi komponen penting dalam pengembangan perangkat lunak karena digunakan untuk membangun sistem, mengolah data[37], serta mengimplementasikan algoritma sesuai kebutuhan pengguna. Dalam bidang kecerdasan buatan dan pengolahan citra digital, bahasa pemrograman digunakan untuk mengembangkan model *machine learning* maupun *Deep Learning*.

Menurut penelitian oleh Sabesta. “bahasa pemrograman merupakan media komunikasi antara manusia dan komputer yang memungkinkan implementasi logika pemrosesan data secara sistematis”. Pernyataan tersebut menunjukkan bahwa bahasa pemrograman memiliki peran penting dalam pengembangan sistem berbasis teknologi modern, termasuk aplikasi *Computer Vision* dan pengenalan ekspresi wajah[38].

Dalam penelitian ini, bahasa pemrograman digunakan untuk membangun seluruh proses sistem klasifikasi ekspresi wajah mulai dari *preprocessing* data, pelatihan model, pengujian sistem, hingga visualisasi hasil klasifikasi. Menurut Ramadhani “implementasi sistem deteksi emosi berbasis CNN-ResNet memerlukan bahasa pemrograman yang mendukung *library Deep Learning* dan pengolahan citra secara optimal”. Oleh sebab itu, pemilihan bahasa pemrograman

menjadi faktor penting dalam keberhasilan pengembangan sistem klasifikasi *multi-level* ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus[9].

2.14.1 *Python*

Python merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi yang banyak digunakan dalam pengembangan aplikasi kecerdasan buatan, *machine learning*, *Deep Learning*, dan pengolahan citra digital. *Python* memiliki sintaks yang sederhana, mudah dipahami, serta didukung oleh banyak pustaka (*library*) seperti *TensorFlow*, *Keras*, *OpenCV*, dan *PyTorch* yang sangat membantu proses pengembangan sistem berbasis *Artificial Intelligence*.

Menurut penelitian oleh Rosum, “*Python* menjadi salah satu bahasa pemrograman paling populer dalam pengembangan aplikasi data science dan *Artificial Intelligence* karena fleksibilitas serta dukungan *library* yang lengkap”. Hal ini menyebabkan *Python* banyak digunakan dalam penelitian pengolahan citra dan pengenalan wajah berbasis *Deep Learning*[39].

Dalam penelitian ini, *Python* digunakan untuk membangun seluruh proses sistem mulai dari *preprocessing* citra, pelatihan model RESNET50, implementasi *transfer learning*, hingga visualisasi hasil klasifikasi ekspresi wajah. Menurut Ramadhani “implementasi CNN-ResNet berbasis *Python* mampu menghasilkan sistem deteksi emosi yang efektif dan mudah dikembangkan”. Oleh karena itu, *Python* dipilih sebagai bahasa pemrograman utama dalam penelitian klasifikasi *multi-level* ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus[9].

2.14.2 *JavaScript*

JavaScript merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi yang digunakan untuk mengembangkan aplikasi berbasis *web* agar lebih interaktif dan dinamis[40]. *JavaScript* bekerja pada sisi *client-side* maupun *server-side* sehingga mampu digunakan untuk membuat tampilan interaktif, manipulasi data, *validasi form*, hingga integrasi sistem berbasis *web*. Dalam pengembangan aplikasi modern, *JavaScript* menjadi salah satu bahasa pemrograman yang paling banyak digunakan karena fleksibilitas dan kompatibilitasnya dengan berbagai *platform*.

Menurut penelitian oleh Christian, Voutama, “*JavaScript* adalah bahasa yang terdiri dari kumpulan kode yang berfungsi untuk dieksekusi pada dokumen HTML. Seiring berjalannya sejarah internet, *JavaScript* menjadi bahasa skrip pertama yang diimplementasikan untuk pengembangan *web*. Selain itu, bahasa pemrograman ini memungkinkan penggunaan perintah peristiwa untuk meningkatkan kemampuan bahasa HTML, memberikan *fleksibilitas* dan interaktivitas yang lebih besar”. Pernyataan tersebut menunjukkan bahwa *JavaScript* memiliki peran penting dalam membangun sistem berbasis *web* yang responsif dan interaktif[41].

Dalam penelitian ini, *JavaScript* digunakan untuk mendukung pengembangan antarmuka sistem klasifikasi ekspresi wajah agar mampu menampilkan hasil deteksi emosi secara interaktif dan *real-time*. Menurut penelitian oleh Ramadhani, “*visualisasi* hasil klasifikasi emosi memerlukan dukungan antarmuka interaktif agar pengguna dapat memahami hasil deteksi

secara lebih mudah”. Oleh karena itu, *JavaScript* menjadi salah satu bahasa pendukung dalam pengembangan sistem penelitian ini[9].

2.14.3 *Cascading Style Sheets (CSS)*

CSS atau *Cascading Style Sheets* merupakan bahasa stylesheet yang digunakan untuk mengatur tampilan dan desain antarmuka halaman *web*[42]. CSS berfungsi untuk mengontrol warna, ukuran teks, tata letak, animasi, hingga responsivitas tampilan aplikasi sehingga antarmuka sistem menjadi lebih menarik dan mudah digunakan. CSS biasanya digunakan bersamaan dengan HTML dan *JavaScript* dalam pengembangan aplikasi berbasis *web*.

Menurut penelitian oleh Duckett dan John, “CSS digunakan untuk meningkatkan kualitas tampilan antarmuka pengguna melalui pengaturan *layout* dan desain visual yang terstruktur”. Dengan penggunaan CSS, aplikasi dapat memiliki tampilan yang lebih profesional dan nyaman digunakan oleh pengguna[43].

Dalam penelitian ini, CSS digunakan untuk mendukung tampilan antarmuka sistem klasifikasi ekspresi wajah agar hasil deteksi emosi dapat divisualisasikan secara lebih menarik dan informatif. Menurut penelitian oleh Sommerville, “desain antarmuka pengguna yang baik dapat meningkatkan efektivitas penggunaan sistem perangkat lunak”. Oleh karena itu, CSS menjadi salah satu teknologi pendukung dalam pembangunan *User interface* sistem penelitian ini[18].

2.15 Alat Bantu

Alat bantu merupakan perangkat lunak maupun perangkat keras yang digunakan untuk mendukung proses pengembangan sistem agar berjalan lebih efektif dan efisien[44]. Dalam penelitian berbasis *Deep Learning* dan *Computer Vision*, alat bantu memiliki peran penting dalam proses pemrograman, pelatihan model, pengolahan data, hingga pengujian sistem. Penggunaan alat bantu yang tepat dapat meningkatkan produktivitas pengembangan sistem serta membantu proses implementasi penelitian secara optimal.

Menurut penelitian oleh, “penggunaan *tools* dan *Software development environment* yang tepat dapat meningkatkan kualitas pengembangan perangkat lunak”. Hal tersebut menunjukkan bahwa pemilihan alat bantu sangat mempengaruhi keberhasilan implementasi sistem berbasis teknologi modern [18].

Dalam penelitian ini, alat bantu digunakan untuk mendukung proses pembangunan sistem klasifikasi *multi-level* ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus berbasis RESNET50. Alat bantu tersebut meliputi *Software editor*, platform pengolahan data, *library Deep Learning*, serta perangkat pendukung pelatihan model.

2.15.1 Visual Studio Code

Microsoft Visual Studio Code merupakan editor kode sumber (source code editor) yang dikembangkan oleh *Microsoft* untuk mendukung berbagai bahasa pemrograman dan pengembangan aplikasi modern[45]. *Visual Studio Code* memiliki fitur seperti *syntax highlighting*, *debugging*, *extension marketplace*, dan

integrasi terminal yang membantu proses pengembangan perangkat lunak menjadi lebih efisien.

Menurut penelitian oleh Sri Handayani Et al, “*Visual Studio Code* adalah editor kode sumber yang banyak digunakan dalam pengembangan perangkat lunak karena fitur-fiturnya yang mendukung berbagai bahasa pemrograman serta kemudahan dalam debugging dan integrasi dengan sistem lain”. Hal tersebut membuat *Visual Studio Code* banyak digunakan dalam pengembangan aplikasi *Artificial Intelligence* dan *Deep Learning* berbasis *Python*[46].

Dalam penelitian ini, *Visual Studio Code* digunakan sebagai editor utama dalam penulisan kode program sistem klasifikasi ekspresi wajah berbasis RESNET50. Dukungan *extension Python* dan *TensorFlow* memudahkan proses implementasi model *Deep Learning* serta *debugging program* secara *real-time*. Menurut Ramadhani, “pengembangan sistem berbasis *Python* memerlukan editor kode yang mendukung integrasi *library Deep Learning* secara optimal”. Oleh sebab itu, *Visual Studio Code* dipilih sebagai alat bantu utama dalam penelitian ini[9].

2.15.2 Google Colaboratory (Google Colab)

Google ResearchGoogle Colaboratory atau *Google Colab* merupakan *platform cloud* berbasis *Jupyter Notebook* yang dikembangkan oleh *Google Research* untuk mendukung pengembangan *machine learning* dan *Deep Learning* secara online[47]. *Google Colab* menyediakan akses GPU dan TPU gratis sehingga memudahkan proses pelatihan model *Deep Learning* dengan kebutuhan komputasi tinggi.

Menurut penelitian oleh Wiguna Et al, “*Google Colaboratory* hadir sebagai *platform* komputasi berbasis *cloud* yang mendukung pengembangan model *machine learning* menggunakan *Python*. *Google Colab* menyediakan kemudahan dalam pengelolaan *library*, pemrosesan data, serta visualisasi hasil tanpa memerlukan konfigurasi perangkat keras yang kompleks”. Hal tersebut memungkinkan peneliti menjalankan proses *training* model tanpa memerlukan spesifikasi perangkat keras yang tinggi pada komputer lokal [48].

Dalam penelitian ini, *Google Colab* digunakan untuk proses pelatihan model RESNET50, *preprocessing Dataset*, dan pengujian performa sistem klasifikasi ekspresi wajah[9]. Dukungan *TensorFlow*, Keras, dan GPU acceleration membantu mempercepat proses *training* model *Deep Learning*. Oleh karena itu, *Google Colab* menjadi alat bantu penting dalam implementasi penelitian ini.

2.15.3 *OpenCV*

OpenCV merupakan *library* open-source yang digunakan untuk pengolahan citra digital dan *Computer Vision*. *OpenCV* menyediakan berbagai fungsi untuk deteksi wajah, pengolahan video, segmentasi citra, hingga ekstraksi fitur visual. *Library* ini banyak digunakan dalam penelitian pengenalan wajah dan analisis ekspresi emosi karena memiliki performa yang cepat dan kompatibel dengan *Python* [49].

Menurut penelitian oleh Sutisna Et al, “*Computer Vision* adalah sebuah proses pengambilan gambar atau video dan di proses dan menghasilkan sebuah informasi citra digital. Terdapat beberapa penelitian untuk *Computer Vision*”.

Dengan kemampuan tersebut, *OpenCV* menjadi salah satu *library* utama dalam pengembangan sistem berbasis pengenalan wajah [49].

Dalam penelitian ini, *OpenCV* digunakan untuk membaca citra wajah, *preprocessing* gambar, serta membantu proses deteksi wajah sebelum dilakukan klasifikasi menggunakan RESNET50. Integrasi *OpenCV* dengan *TensorFlow* dan *Python* membantu proses pengolahan data citra menjadi lebih efektif dan efisien.

2.17.2 Class Diagram

Class Diagram Merupakan hubungan antar kelas dan penjelasan detail tiap tiap kelas di dalam model desain dari suatu sistem, juga memperlihatkan aturan aturan dan tanggung jawab entitas yang menentukan perilaku sistem. *Class Diagram* juga menunjukkan atribut-atribut dan operasi-operasi dari sebuah kelas dan constraint yang berhubungan dengan objek yang dikoneksikan.

2.15.4 TensorFlow

Google AITensorFlow merupakan *framework open-source* yang dikembangkan oleh *Google AI* untuk membangun dan melatih model *machine learning* maupun *Deep Learning*[50] *TensorFlow* mendukung proses komputasi skala besar dan memiliki kemampuan integrasi dengan GPU sehingga sangat cocok digunakan dalam penelitian *Deep Learning* berbasis pengolahan citra. Menurut penelitian oleh Argawal Et al, “*TensorFlow* menyediakan arsitektur fleksibel untuk pengembangan sistem *machine learning* dan *Deep Learning* berskala besar”. *Framework* ini juga mendukung implementasi CNN dan RESNET50 secara efisien melalui berbagai *library* bawaan yang tersedia [51].

Dalam penelitian ini, *TensorFlow* digunakan untuk membangun model klasifikasi ekspresi wajah berbasis RESNET50 serta melakukan proses *training* dan evaluasi sistem[52]. Dengan dukungan *TensorFlow*, proses pengembangan model *Deep Learning* dapat dilakukan secara lebih optimal dan stabil.

2.15.5 Draw.io

Draw.io atau yang saat ini dikenal sebagai *diagrams.net* merupakan aplikasi berbasis *web* yang digunakan untuk membuat berbagai jenis diagram seperti *flowchart*, UML, ERD, *Use Case Diagram*, *Activity Diagram*, dan rancangan sistem lainnya[53]. *Draw.io* banyak digunakan dalam proses analisis dan perancangan sistem karena memiliki tampilan yang sederhana, mudah digunakan, serta mendukung penyimpanan secara *online* maupun *offline*.

Menurut penelitian oleh Sommerville, “pemodelan sistem menggunakan diagram membantu pengembang memahami alur proses dan struktur perangkat lunak secara lebih jelas”. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan *tools* perancangan seperti *Draw.io* sangat penting dalam mendokumentasikan rancangan sistem sebelum tahap implementasi dilakukan[18].

Draw.io digunakan untuk membuat *flowchart* sistem, *Use Case Diagram*, *Activity Diagram*, *sequence diagram*, dan rancangan UML lainnya yang berkaitan dengan sistem klasifikasi *multi-level* ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus[53]. Dengan menggunakan *Draw.io*, proses visualisasi alur sistem menjadi lebih terstruktur dan mudah dipahami.

2.16 Flowchart

Flowchart merupakan diagram alir yang digunakan untuk menggambarkan urutan proses atau langkah kerja suatu sistem secara *visual* [54]. *Flowchart* membantu pengembang memahami alur logika sistem mulai dari *input*, proses, hingga *output*. Dalam pengembangan perangkat lunak, *flowchart* digunakan sebagai alat bantu analisis dan dokumentasi sistem agar proses implementasi menjadi lebih terstruktur.

Menurut Zainab Tuasamu Et al, “Bagan alir (*flowchart*) adalah Teknik analitis bergambar yang di gunakan untuk menjelaskan beberapa aspek dari sistem informasi secara jelas, ringkas , dan logis Bagan air mencatat cara proses bisnis dilakukan dan cara dokumen mengalir melalui organisasi. *Flowchart* adalah gambar alir akan sistem dan prosedur serta pengendalian *intern* yang telah dijalankan oleh perusahaan.”. Dengan adanya *flowchart*, pengembang dapat memahami hubungan antar proses sebelum sistem dibangun secara nyata [55].

Dalam penelitian ini, *flowchart* digunakan untuk menggambarkan alur kerja sistem klasifikasi ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus mulai dari proses *input* citra, *preprocessing* , ekstraksi fitur, klasifikasi menggunakan RESNET50, hingga menampilkan hasil emosi. Menurut Sommerville “diagram alir membantu meningkatkan pemahaman terhadap alur sistem dan mengurangi kesalahan pada tahap implementasi”. Oleh karena itu, *flowchart* menjadi salah satu komponen penting dalam perancangan sistem penelitian ini[18].

2.17 *Unified Modeling Language (UML)*

Unified Modeling Language (UML) merupakan bahasa pemodelan standar yang digunakan untuk merancang, memvisualisasikan, dan mendokumentasikan sistem perangkat lunak[56]. UML membantu pengembang dalam menggambarkan struktur maupun perilaku sistem sebelum tahap implementasi dilakukan. UML terdiri dari berbagai jenis diagram seperti *Use Case Diagram*, *Activity Diagram*, *class diagram*, dan *sequence diagram* yang masing-masing memiliki fungsi berbeda dalam proses analisis sistem.

Menurut Voutama [57] “*Unified Modeling Language (UML)* adalah salah satu alat bantu atau pemodelan yang sangat handal di dunia pengembangan sistem yang berorientasi obyek”. Hal ini menunjukkan bahwa UML memiliki peran penting dalam membantu pengembang memahami kebutuhan dan alur kerja sistem secara lebih jelas[57].

Dalam penelitian ini, UML digunakan untuk menggambarkan proses sistem klasifikasi *multi-level* ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus mulai dari interaksi pengguna hingga alur proses klasifikasi emosi menggunakan RESNET50. Dengan penggunaan UML, proses analisis dan dokumentasi sistem menjadi lebih sistematis dan mudah dipahami.

2.17.1 *Use Case Diagram*

Use Case Diagram merupakan model untuk perilaku (behaviour) dari sistem informasi yang akan dibangun. *Use case* digunakan untuk mengetahui fungsi apa yang ada dalam sistem informasi dan siapa yang memiliki kewenangan untuk menggunakan fungsi tersebut.

2.17.3 Activity Diagram

Activity Diagram yang menggambarkan atau memodelkan berbagai aktivitas aliran dalam sistem yang sedang dikembangkan, serta bagaimana setiap aliran berawal dari keputusan yang mungkin terjadi, dan bagaimana setiap aktivitas berakhir.

2.17.4 Sequence Diagram

Sequence diagram digunakan untuk memodelkan urutan dari aktivitas aktivitas dalam sebuah proses yang melibatkan beberapa objek dalam sistem. *Sequence diagram* menunjukkan bagaimana pesan atau perintah diproses oleh objek-objek dalam *system*.

2.18 Penelitian Terkait

Berikut ini merupakan penelitian terkait dengan Skripsi tersebut :

Tabel 2. 1 Penelitian Terkait

No	Penulis	tahun	Judul	Hasil
1	Sheva Ramadhani, Regasari Mardi Putri, dan Henryranu Prasetio	2025	Sistem Deteksi Emosi Menggunakan <i>Face</i> <i>Recognition</i> Berdasarkan <i>Landmark</i> dan CNN-ResNet pada Sesi	Penelitian menghasilkan sistem deteksi emosi berbasis <i>CNN-ResNet</i> dengan bantuan untuk <i>ekstraksi landmark</i> wajah. Hasil pengujian menunjukkan akurasi mencapai 95% dengan pembagian data <i>training</i>

			Bimbingan Konseling	dan <i>testing</i> sebesar 80:20.
2	Ekawati Prihatini, Selamat Muslimin, dan Muhammad Rizki Darmawan	2025	<i>Facial Expression Detection of Autism Children Using ResNet- 50 in Convolutional Neural Network Algorithm</i>	Penelitian membangun sistem pengenalan ekspresi wajah anak autisme menggunakan RESNET50. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mampu mengenali ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus dengan tingkat akurasi yang baik serta membantu proses observasi emosi secara objektif.
4	Li Shan, Mingxuan Hou, dan Xiaodong Liu	2022	<i>Deep Learning for Facial Expression Classification: A Survey</i>	Penelitian melakukan kajian terhadap berbagai metode <i>Deep Learning</i> untuk klasifikasi ekspresi wajah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN dan <i>ResNet</i> menjadi metode paling efektif

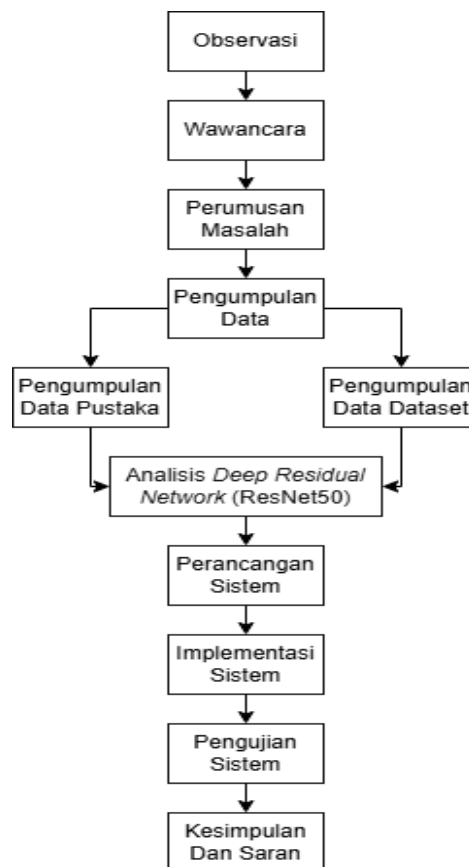
				dalam pengenalan emosi wajah karena mampu mengekstraksi fitur visual secara mendalam.
4	Adrian Bulat dan Georgios Tzimiropoulos	2022	<i>Facial Landmark Detection: A Survey</i>	Penelitian menjelaskan bahwa <i>facial landmark detection</i> memiliki peran penting dalam sistem analisis ekspresi wajah modern. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pemetaan titik landmark wajah dapat meningkatkan akurasi pengenalan emosi berbasis <i>Deep Learning</i> .
5	Purba, Hadi Wijoyo, dan Setiawan	2021	Pengaruh <i>Transfer Learning ResNet</i> dan <i>DenseNet</i> terhadap Performa Klasifikasi	Penelitian menunjukkan bahwa penggunaan <i>transfer learning</i> pada model RESNET50 menghasilkan performa klasifikasi ekspresi wajah yang tinggi pada <i>Dataset FER-2013</i> . Model

			Ekspresi Wajah Menggunakan <i>Dataset FER-</i> 2013	RESNET50 memperoleh hasil akurasi lebih baik dibandingkan metode konvensional dan mampu mengenali pola emosi wajah secara lebih optimal.
--	--	--	---	--

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian ini menjelaskan tahapan yang dilakukan dalam proses pembangunan sistem klasifikasi *multi-level* ekspresi wajah anak menggunakan metode *Deep Residual Network* (RESNET50). Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis mulai dari observasi hingga tahap pengujian sistem dan penarikan kesimpulan. Metodologi ini disusun untuk memastikan proses penelitian berjalan secara terstruktur sehingga mampu menghasilkan sistem klasifikasi ekspresi wajah yang optimal, akurat, dan sesuai dengan tujuan penelitian.



Gambar 3. 1 Metodologi Penelitian

3.1 Observasi

Tahap observasi dilakukan untuk memahami permasalahan terkait pengenalan ekspresi wajah pada anak , khususnya anak *Down Syndrome* di SLB Rokan Hulu. Pada tahap ini dilakukan pengamatan langsung terhadap proses interaksi sosial dan ekspresi emosional anak dalam kegiatan sehari-hari. Hasil observasi menunjukkan bahwa beberapa anak memiliki kesulitan dalam menyampaikan emosi secara *verbal* sehingga ekspresi wajah menjadi indikator penting dalam memahami kondisi emosional mereka.

Selain itu, observasi juga dilakukan terhadap metode pengenalan emosi yang selama ini masih dilakukan secara manual oleh guru pendamping maupun tenaga ahli. Metode manual tersebut memiliki keterbatasan karena bersifat subjektif dan bergantung pada kemampuan pengamat dalam memahami ekspresi anak. Kondisi ini menyebabkan diperlukan suatu sistem otomatis yang mampu membantu proses identifikasi ekspresi wajah secara lebih objektif dan konsisten.

Berdasarkan hasil observasi tersebut, peneliti kemudian mengembangkan solusi berbasis *Computer Vision* dan *Deep Learning* menggunakan arsitektur RESNET50. Teknologi ini diharapkan mampu mengenali pola ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus secara otomatis melalui analisis citra digital sehingga dapat membantu proses pemantauan kondisi emosional anak secara lebih efektif.

3.2 Wawancara

Tahap wawancara dilakukan untuk memperoleh informasi secara langsung dari pihak terkait mengenai kondisi emosional dan pola ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus. Wawancara dilakukan kepada guru pendamping, tenaga

pengajar SLB, serta pihak yang berinteraksi langsung dengan anak berkebutuhan khusus di lingkungan sekolah.

Proses wawancara bertujuan untuk mengetahui bagaimana ekspresi wajah anak digunakan sebagai indikator komunikasi *nonverbal* serta mengetahui kesulitan yang dihadapi guru dalam memahami kondisi emosional anak secara akurat. Dari hasil wawancara diperoleh informasi bahwa anak berkebutuhan khusus sering menunjukkan ekspresi emosi yang berbeda dibandingkan anak normal sehingga membutuhkan pendekatan teknologi untuk membantu proses identifikasi emosi secara objektif.

Selain itu, wawancara juga digunakan untuk menentukan kategori emosi yang akan digunakan dalam penelitian, yaitu netral, bahagia, sedih, marah, takut, dan terkejut. Informasi tersebut kemudian menjadi dasar dalam proses pengumpulan *Dataset* dan pembangunan sistem klasifikasi ekspresi wajah berbasis RESNET50.

3.3 Perumusan Masalah

Perumusan masalah dalam penelitian ini didasarkan pada hasil observasi, wawancara, dan studi literatur yang telah dilakukan sebelumnya. Anak berkebutuhan khusus sering mengalami hambatan dalam komunikasi emosional sehingga sulit bagi guru maupun orang tua untuk memahami kondisi psikologis mereka secara akurat. Selain itu, proses pengenalan emosi yang dilakukan secara manual masih bersifat subjektif dan memiliki tingkat konsistensi yang rendah.

Seiring perkembangan teknologi *Artificial Intelligence* dan *Computer Vision*, pengenalan ekspresi wajah berbasis *Deep Learning* menjadi solusi yang dapat

digunakan untuk membantu proses identifikasi emosi secara otomatis. Metode RESNET50 dipilih karena memiliki kemampuan ekstraksi fitur visual yang sangat baik serta mampu mengatasi masalah *vanishing gradient* pada jaringan saraf yang dalam.

Berdasarkan kondisi tersebut, maka rumusan masalah pada penelitian ini adalah:

Bagaimana merancang, membangun, dan mengimplementasikan sistem klasifikasi *multi-level* ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus menggunakan metode *Deep Residual Network* (RESNET50) agar mampu mengenali kategori emosi secara otomatis dan akurat?

3.4 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan untuk memperoleh *Dataset* citra wajah anak berkebutuhan khusus yang akan digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model RESNET50. *Dataset* yang digunakan berupa citra wajah 2D statis dengan enam kategori emosi, yaitu netral, bahagia, sedih, marah, takut, dan terkejut.

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari dua sumber, yaitu data pustaka dan *Dataset* citra wajah hasil observasi langsung di SLB Rokan Hulu. *Dataset* kemudian dikategorikan berdasarkan jenis ekspresi wajah dan diproses sebelum digunakan pada tahap pelatihan model *Deep Learning*.

Sebelum digunakan dalam proses *training* dan *testing*, seluruh citra akan melalui tahap *preprocessing* seperti *resize* gambar, normalisasi, dan augmentasi data untuk meningkatkan kualitas *Dataset* dan kemampuan generalisasi model.

3.4.1 Pengumpulan Data Pustaka

Pengumpulan data pustaka dilakukan melalui studi literatur dari berbagai sumber seperti jurnal ilmiah, buku, artikel penelitian, dan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan *Computer Vision*, *Deep Learning*, RESNET50, pengenalan emosi, dan *facial landmark detection*.

Studi pustaka bertujuan untuk memperoleh dasar teori yang kuat mengenai metode yang digunakan dalam penelitian. Selain itu, studi pustaka juga digunakan untuk memahami teknik pengolahan citra, metode evaluasi sistem, serta pendekatan klasifikasi ekspresi wajah berbasis *Deep Learning* yang telah digunakan pada penelitian sebelumnya.

Informasi yang diperoleh dari studi pustaka kemudian digunakan sebagai acuan dalam proses perancangan dan implementasi sistem klasifikasi *multi-level* ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus menggunakan RESNET50.

3.4.2 Pengumpulan Data *Dataset*

Pengumpulan *Dataset* dilakukan melalui pengambilan citra wajah anak berkebutuhan khusus secara langsung di SLB Rokan Hulu. *Dataset* yang digunakan berupa citra wajah anak *Down Syndrome* dengan enam kategori ekspresi wajah yaitu netral, bahagia, sedih, marah, takut, dan terkejut.

Jumlah *Dataset* yang digunakan sebanyak 36.090 citra yang berasal dari tujuh anak berbeda. Setiap kategori ekspresi memiliki jumlah data yang seimbang untuk membantu proses pelatihan model agar lebih stabil dan mengurangi bias klasifikasi.

Selain data primer hasil observasi lapangan, penelitian ini juga memanfaatkan referensi *Dataset* publik sebagai pembanding dan pendukung proses pengembangan model *Deep Learning*. *Dataset* kemudian dibagi menjadi data *training* dan *testing* menggunakan rasio tertentu agar model dapat diuji secara objektif.

3.5 Analisis *Deep Residual Network* (RESNET50)

Metode *Deep Residual Network* (RESNET50) merupakan salah satu arsitektur *Deep Learning* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan untuk klasifikasi citra. RESNET50 memiliki 50 lapisan jaringan yang dilengkapi dengan *residual block* dan *skip connection* untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* pada jaringan yang dalam.

Dalam penelitian ini, RESNET50 digunakan untuk mengenali pola ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus berdasarkan fitur visual yang terdapat pada citra wajah. Model akan mempelajari perubahan posisi mata, bibir, alis, dan *landmark* wajah lainnya untuk mengklasifikasikan ekspresi emosi secara otomatis.

Tahapan analisis RESNET50 dalam penelitian ini meliputi:

1. Input citra wajah anak berkebutuhan khusus
2. *Preprocessing* citra
3. Ekstraksi fitur menggunakan *convolution layer*
4. *Residual learning* dan *skip connection*
5. *Fully connected layer*
6. *Output* klasifikasi emosi menggunakan *Softmax*

Kategori ekspresi wajah yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari:

1. Netral
2. Bahagia
3. Sedih
4. Marah
5. Takut
6. Terkejut
7. Menangis

Model RESNET50 dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan bantuan *TensorFlow*, *Keras*, *OpenCV*.

3.6 Perancangan Sistem

Perancangan sistem dilakukan untuk membangun alur kerja sistem klasifikasi ekspresi wajah secara terstruktur mulai dari proses *input* citra hingga menghasilkan *output* klasifikasi emosi. Sistem dirancang berbasis *Deep Learning* menggunakan RESNET50 dan untuk mendeteksi *facial landmark* wajah.

Tahapan perancangan sistem meliputi:

1. *Input Data*

Sistem menerima *input* berupa citra wajah anak berkebutuhan khusus dalam format JPG atau PNG.

2. *Preprocessing*

Tahap *preprocessing* meliputi *resize* gambar, normalisasi citra, augmentasi data, dan deteksi *landmark* wajah menggunakan .

3. Ekstraksi Fitur

Fitur wajah diekstraksi menggunakan convolution layer pada arsitektur RESNET50.

4. Klasifikasi

Model melakukan klasifikasi ekspresi wajah ke dalam enam kategori emosi.

5. *Output* Sistem

Sistem menghasilkan *output* berupa label emosi beserta nilai probabilitas hasil prediksi model.

3.7 Implementasi Sistem

Implementasi sistem dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* pada platform Google Colab dan *Visual Studio Code*. Sistem dibangun menggunakan *framework TensorFlow* dan *library* pendukung seperti *OpenCV*, *NumPy*, dan .

Tahap implementasi dimulai dari *preprocessing Dataset*, pelatihan model RESNET50, validasi model, hingga proses pengujian sistem. Data citra yang telah diproses kemudian digunakan sebagai *input* untuk proses *training* model *Deep Learning*.

Model RESNET50 dilatih menggunakan *Dataset training* dalam beberapa epoch hingga diperoleh model dengan performa terbaik. Setelah proses *training* selesai, model kemudian diuji menggunakan data *testing* untuk mengetahui kemampuan klasifikasi sistem terhadap data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

3.8 Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk mengevaluasi performa model RESNET50 dalam mengklasifikasikan ekspresi wajah anak berkebutuhan khusus. Data *testing* digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali pola ekspresi wajah secara akurat.

Evaluasi sistem dilakukan menggunakan beberapa parameter yaitu:

1. *Confusion Matrix*
2. *Accuracy*
3. *Precision*
4. *Recall*
5. *F1-Score*

Selain itu, pengujian juga dilakukan terhadap hasil klasifikasi setiap kategori emosi untuk mengetahui ekspresi mana yang memiliki tingkat kesalahan prediksi paling tinggi. Hasil evaluasi kemudian divisualisasikan dalam bentuk grafik *accuracy*, *loss*, dan *Confusion Matrix* untuk mempermudah analisis performa model.