

Perancangan Robot Mainan Pintar Berbasis Sensor dan Teknologi Machine Learning

Issabelle M. Merry¹, Made R. D. Prabawa², Kevin Philip³, & Patrick A. Limbong⁴.
I Putu E. Duta Nugraha⁵, Widyadi Setiawan⁶

[Submission: 30-01-2024, Accepted: 18-03-2024]

Abstract– This research aims to explore the potential of a smart toy robot in supporting the development of early childhood in the continuously evolving digital era. Evaluation is conducted through a series of tests including image classification testing, omnidirectional movement testing, as well as training and testing of sound classification models. Image classification testing is performed to assess the face detection ability at varying distances, where accuracy presentation is quantitatively measured. The test results indicate that the robot is capable of detecting faces with an average accuracy rate of 82.6% at a distance of 10 cm and 79.4% at a distance of 50 cm. Omnidirectional movement testing shows an average error rate of 1.2% with the highest variation in the direction of 90° at -5.33%. Meanwhile, training and testing of sound classification models yield a validation accuracy of 83.4% in identifying specific sounds. Technically, this robot effectively detects faces at different distances, performs omnidirectional movements with high precision, and identifies various sounds with good accuracy. The outcome of this research is the development of a smart toy robot that can serve as an educational tool and stimulation for the development of early childhood. The novelty of this research lies in the comprehensive integration of technology in solutions for children's development in the digital era. Thus, this study provides a significant contribution to understanding and utilizing technology for children's education more effectively and efficiently in this ever-changing era.

keywords– robot; smart toy; machine learning; toddler motoric skills.

Intisari– Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi potensi sebuah robot mainan pintar dalam mendukung perkembangan anak-anak usia dini di era digital yang terus berkembang. Evaluasi dilakukan melalui serangkaian pengujian yang meliputi pengujian *image classification*, pengujian pergerakan *omnidirectional*, serta pelatihan dan pengujian model *sound classification*. Pengujian *image classification* dilakukan untuk menilai kemampuan deteksi

wajah pada jarak yang bervariasi, di mana presentase akurasi diukur secara kuantitatif. Hasil pengujian menunjukkan bahwa robot mampu mendeteksi wajah dengan tingkat akurasi rata-rata sebesar 82.6% pada jarak 10 cm dan 79.4% pada jarak 50 cm. Pengujian pergerakan *omnidirectional* menunjukkan tingkat kesalahan rata-rata sebesar 1.2% dengan variasi tertinggi pada arah gerak 90° sebesar -5.33%. Sementara itu, pelatihan dan pengujian model *sound classification* menghasilkan akurasi validasi sebesar 83.4% dalam mengidentifikasi suara-suara tertentu. Dari segi teknis, robot ini dapat dengan baik mendeteksi wajah pada jarak yang berbeda, melakukan pergerakan *omnidirectional* dengan presisi yang tinggi, serta mengidentifikasi berbagai suara dengan akurasi yang baik. Luaran penelitian ini berupa pengembangan robot mainan pintar yang dapat berperan sebagai alat pendidikan dan stimulasi untuk perkembangan anak-anak usia dini. Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi teknologi yang menyeluruh dalam solusi untuk perkembangan anak-anak di era digital. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam memahami dan memanfaatkan teknologi untuk pendidikan anak-anak secara lebih efektif dan efisien di zaman yang terus berubah ini.

Kata kunci– robot; mainan pintar; *machine learning*; skill motorik baduta.

I. PENDAHULUAN

Dalam era digital yang terus berkembang pesat saat ini, teknologi telah menjadi bagian tak terpisahkan dalam kehidupan sehari-hari di berbagai lapisan masyarakat. Salah satu aspek teknologi yang paling meresap dalam kehidupan modern adalah penggunaan *smartphone* dan perangkat cerdas lainnya. Fenomena ini tidak hanya terjadi di kalangan dewasa, tetapi juga memengaruhi perkembangan anak-anak, termasuk bayi dua tahun (baduta)[1]. Penggunaan teknologi digital oleh anak-anak usia dini memunculkan pertanyaan tentang dampaknya terhadap masa pertumbuhan dan perkembangan anak. Seiring dengan kemajuan teknologi, paparan anak-anak terhadap perangkat digital seperti *tablet*, *smartphone*, dan permainan gim *online* semakin meningkat. Banyak orang tua yang memberikan perangkat ini kepada anak-anak mereka sebagai alat hiburan atau bahkan sebagai alat pendidikan [2]. Namun, kurangnya pemahaman tentang efek jangka panjang dari paparan teknologi pada usia yang sangat muda dapat menjadi perhatian [3]. Menurut penelitian terbaru, penggunaan telepon seluler di kalangan anak usia dini di Indonesia telah mencapai angka yang

p-ISSN:1693 – 2951; e-ISSN: 2503-2372

^{1,2,3,4} Prodi Sarjana Teknik Elektro, Universitas Udayana, Jalan Raya Kampus Unud No. 88 Jimbaran Kecamatan Kuta Selatan Kabupaten Badung 80361 INDONESIA (telp: 0361-703315; fax: 0361-703315; e-mail: issabelle0308@gmail.com, radiptaprabawa25@gmail.com, kphilip2408@gmail.com, patrickandreas226@gmail.com)

^{5,6} Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Udayana, Jimbaran Badung Bali, Indonesia (e-mail: elba.nugraha@unud.ac.id, widyadi@unud.ac.id)



signifikan. Bahkan, sekitar 29% dari anak-anak usia dini telah menggunakan telepon seluler pada tahun 2020 [4]. Data ini menunjukkan bahwa paparan teknologi digital terjadi pada usia yang semakin muda. Dampak yang menjadi perhatian utama adalah perkembangan motorik dan kognitif pada anak-anak. Penelitian telah menunjukkan bahwa penggunaan teknologi dalam jumlah yang berlebihan, terutama pada usia dini, dapat berpotensi mengganggu perkembangan motorik kasar dan keterampilan kognitif pada anak-anak. Misalnya, paparan yang berlebihan terhadap layar dapat menghambat kemampuan anak untuk berinteraksi dengan lingkungan fisik mereka, yang merupakan aspek penting dari perkembangan motorik kasar.

Oleh karena itu, dalam konteks ini, penelitian ini bertujuan untuk menyelidiki bagaimana teknologi, khususnya robotika dan penggunaan *machine learning*, dapat digunakan untuk memberikan solusi yang memadai. Dengan memanfaatkan kemajuan dalam bidang ini, kita dapat mengembangkan alat yang tidak hanya membantu memantau perkembangan motorik dan kognitif pada anak baduta, tetapi juga memberikan stimulasi yang sesuai.

Penelitian sebelumnya telah menyoroti potensi positif penggunaan teknologi interaktif, seperti robot pintar, dalam merangsang perkembangan kognitif dan motorik anak-anak. Sebagai contoh, dalam artikel yang berjudul "*Smart toy in Early Childhood and Primary Education: A Systematic Review of Technological and Educational Affordances*" yang dipublikasikan di *Appl. Sci.* pada tahun 2021, peneliti menemukan bahwa mainan pintar dapat memberikan pengalaman belajar yang interaktif dan menyenangkan bagi anak-anak, serta meningkatkan keterampilan kognitif, motorik, dan sosial mereka [5]. Namun, perlu diingat bahwa penggunaan teknologi ini harus dilakukan secara bijak dan terkendali, mengingat terlalu banyak paparan terhadap teknologi dapat berdampak negatif pada perkembangan anak. Selain itu, artikel ini memberikan wawasan bagi para pendidik dan orang tua dalam memilih mainan pintar yang sesuai untuk anak-anak mereka, serta menunjukkan potensi manfaat besar dari penggunaan teknologi dalam pendidikan jika dilakukan dengan tepat. Selanjutnya, dalam artikel "*A Voice Recognition Sensor and Voice Control System in an Intelligent Toy Robot System*" yang diterbitkan di *Front. Robot. AI* pada tahun 2021, para peneliti memperkenalkan sistem pengenalan suara dan kontrol suara yang terintegrasi pada robot mainan pintar. Sistem ini memungkinkan interaksi melalui suara, menciptakan pengalaman bermain yang lebih interaktif dan menyenangkan [6]. Referensi ini memberikan pandangan yang berguna bagi pengembang mainan pintar dalam mengembangkan teknologi yang lebih canggih dan efektif. Dan dari artikel "*Influence of a Socially Assistive Robot on Physical Activity, Social Play Behavior, and Toy-Use Behaviors of Children in a Free Play Environment*" yang diterbitkan di *Front. Robot. AI* pada tahun 2021, hasil studi menunjukkan bahwa penggunaan robot sosial dapat meningkatkan aktivitas fisik, perilaku bermain sosial, dan penggunaan mainan pada anak-anak dalam lingkungan bermain bebas [7]. Referensi ini memberikan wawasan penting bagi

pengembang mainan pintar dalam mengembangkan teknologi robot sosial yang lebih efektif dalam meningkatkan interaksi dan aktivitas anak-anak. Oleh karena itu, perlu mempertimbangkan dengan cermat kontribusi positif dan negatif dari teknologi interaktif seperti robot pintar dalam merancang solusi yang sesuai untuk perkembangan anak-anak.

Melalui penelitian ini, peneliti bertujuan untuk merancang sebuah robot mainan pintar yang dilengkapi dengan sensor dan teknologi *machine learning*. Robot ini akan dirancang untuk membantu orang tua dalam memantau anak baduta dengan memanfaatkan *livestream video* yang disiarkan melalui Raspberry Pi [8]. Hasil yang diharapkan oleh peneliti adalah robot mainan pintar ini dapat mengurangi efek ketergantungan anak baduta terhadap penggunaan *smartphone*. Dengan pemahaman yang lebih baik tentang dampak teknologi, perkembangan anak-anak dapat lebih baik di era digital ini..

II. STUDI PUSTAKA

A. Perkembangan Motorik Pada Anak

Perkembangan motorik pada anak adalah proses penting yang melibatkan kemampuan fisik dan gerakan tubuh yang berkembang seiring dengan pertumbuhan mereka. Perkembangan motorik melibatkan interaksi kompleks antara sistem saraf, faktor genetik, dan pengalaman belajar. Selama masa anak-anak, mereka mengalami kemajuan yang signifikan dalam kemampuan motorik. Melalui latihan dan eksplorasi yang berulang, anak baduta mengasah keterampilan motorik mereka dan memperoleh kemampuan yang lebih baik dalam mengendalikan gerakan tubuh. Memahami perkembangan motorik pada baduta dapat membantu orang tua menyadari pentingnya memberikan lingkungan yang mendukung, kesempatan bermain yang beragam, dan intervensi yang sesuai untuk membantu mereka mencapai kemampuan motorik yang optimal. [9].

Motorik kasar melibatkan gerakan tubuh besar, seperti berjalan, berlari, dan melompat. Penelitian menunjukkan bahwa anak-anak mengalami perkembangan motorik kasar yang signifikan selama usia balita. Misalnya, pada usia 2 tahun, anak-anak dapat berjalan dengan mantap, sedangkan pada usia 5 tahun, mereka dapat melompat dan berlari dengan koordinasi yang lebih baik.

B. Robot Mainan Pintar

Robot mainan pintar adalah mainan yang dilengkapi dengan teknologi robotik dan *Artificial Intelligence* (AI) yang memungkinkan interaksi antara manusia dan robot. Robot *mainan pintar* terdiri dari beberapa komponen seperti *sensor*, *motor*, dan kontroler, yang memungkinkan robot untuk merespons lingkungan sekitarnya dan melakukan tindakan tertentu. Beberapa contoh robot *mainan pintar* yang populer saat ini adalah *Cozmo*, *Anki Vector*, dan *Sphero Bolt*. *Cozmo*, robot yang dilengkapi dengan AI yang dapat belajar dan bereaksi terhadap lingkungan sekitarnya melalui kamera dan mikrofon yang terpasang pada robot. *Anki Vector*, robot yang dilengkapi dengan kamera dan mikrofon, serta *sensor* yang

memungkinkan robot untuk merespons suara dan gerakan pengguna. Robot *mainan pintar* juga dapat digunakan dalam pendidikan dan pengajaran. Beberapa sekolah dan lembaga pendidikan telah menggunakan robot *mainan pintar* untuk membantu meningkatkan keterampilan STEM (*Science, Technology, Engineering, and Mathematics*) pada anak-anak [10][11].

C. Machine Learning

Machine learning adalah bidang dalam ilmu komputer dan kecerdasan buatan yang tengah mengalami perkembangan pesat [12]. Bidang ini merupakan metode komputasi yang memungkinkan sistem komputer untuk belajar dari data dan pengalaman mereka sendiri tanpa harus secara eksplisit diprogram. Dasar dari konsep *machine learning* adalah penggunaan algoritma untuk mengenali pola dalam data dan membuat prediksi atau keputusan berdasarkan pola tersebut [13]. Salah satu karakteristik utama dari *machine learning* adalah kemampuannya untuk terus meningkatkan kinerja dan efisiensinya seiring berjalannya waktu [14]. Dengan memberikan model *machine learning* ke lebih banyak data, model tersebut dapat menjadi lebih cerdas dan akurat dalam membuat prediksi. Ada beberapa teknik utama dalam *machine learning*, seperti *supervised learning*, *unsupervised learning*, dan *reinforcement learning*. *Supervised learning* melibatkan penggunaan data yang sudah diketahui dan berlabel untuk melatih model, sedangkan *unsupervised learning* lebih berfokus pada pengenalan pola dalam data tanpa label. Sementara itu, *reinforcement learning* melibatkan model yang belajar melalui tindakan dan umpan balik yang diterima dari lingkungannya. *Machine learning* telah memiliki dampak besar dalam berbagai bidang, termasuk diantaranya *face recognition*, *classification*, *natural language processing*, pemodelan prediksi pasar, pengenalan pola genetik, dan banyak lainnya [15]. Pada perancangan model *machine learning* untuk robot *mainan pintar* dalam penelitian ini terbagi menjadi 2 bagian yaitu: *image classification* dan *sound classification*.

Pada penerapan *sound classification* yang dikhususkan untuk mengenali suara tangisan pada bayi, peneliti berpedoman pada teori *dunstan baby language*. Teori ini dikemukakan oleh Priscilla Dunstan yang melakukan penelitian dari tahun 1998 sampai 2006 dimana ada beberapa versi *dunstan baby language* yang terdiri dari 315 gelombang, sampel pada 16 kHz, dengan panjang variabel antara 0,3 sampai 1,6 detik dimana setiap ucapan dari bayi sesuai dengan salah satu dari kata ini yaitu, “neh” artinya lapar, “eh” artinya ingin bersendawa, “owh” artinya lelah atau mengantuk, “eairh” artinya sakit perut bagian bawah atau ingin buang air dan “heh” artinya ketidaknyamanan fisik bisa kedinginan atau kepanasan atau popoknya basah. Sebagai contoh, para peneliti di Rumania menguji 65 rekaman bayi dari berbagai belahan dunia. Mereka menggunakan komputer untuk mengidentifikasi lima suara

berbeda yang dibuat oleh bayi, sesuai dengan metode *dunstan*. Hasil penelitian tersebut melaporkan bahwa 89 persen dari suara bayi berhasil dikenali dengan benar. Penelitian oleh Poel & Ekkel 2006 dengan judul klasifikasi tangisan bayi normal dan abnormal menggunakan *neural network* menghasilkan akurasi 85%, atau penelitian lainnya yang dilakukan oleh Reyes dan kawan-kawan tahun 2004 mengenai klasifikasi tiga jenis tangisan bayi yaitu normal, bayi tuli, dan bayi yang menderita asfiksia (tidak bisa bernafas secara spontan dan teratur) pada usia satu hari sampai sembilan bulan menggunakan *neural network* menghasilkan akurasi 86%. Dari beberapa penelitian tersebut dapat dilihat suara tangisan bayi berarti sinyal untuk mengetahui kondisi bayi yang mana sesuai dengan penelitian oleh Pricilla Dunstan [16][17][18].

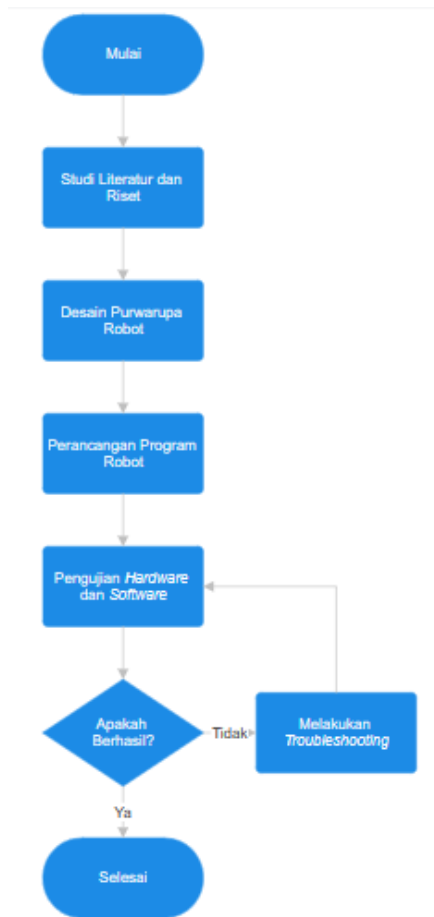
D. Omnidirectional Movement

Pergerakan *omnidirectional* menggunakan *omniwheels* menjadi esensial dalam pengembangan robotika modern karena memungkinkan robot untuk bergerak dengan kebebasan penuh ke semua arah tanpa mengubah orientasi roda utama [19]. Kelebihan ini membuka pintu bagi aplikasi yang memerlukan mobilitas tinggi, seperti robot pelayan di lingkungan terbatas atau sistem otomasi yang membutuhkan navigasi akurat. Pergerakan *omnidirectional* memungkinkan robot untuk bergerak dengan presisi tinggi dalam ruang terbatas. Ini sangat berguna dalam lingkungan di mana diperlukan manuverabilitas yang tinggi, seperti ruang rumah tangga, kantor, atau gudang dengan banyak rintangan. Robot *pintar* yang menggunakan pergerakan *omnidirectional* dapat dengan mudah berinteraksi dengan manusia, memberikan layanan, atau memberikan barang dengan lebih efisien. Misalnya, robot pelayan di restoran atau hotel dapat dengan leluasa bergerak di sekitar meja dan antrean pengunjung [20]. Robot yang dilengkapi dengan pergerakan *omnidirectional* dapat dengan cepat menavigasi melalui area yang kompleks dan mengawasi lingkungan dengan lebih efektif. Kemampuan untuk mengubah arah dengan cepat membuatnya lebih responsif terhadap situasi darurat atau perubahan tiba-tiba dalam lingkungan [21].

III. METODOLOGI

A. Diagram Alir Penelitian





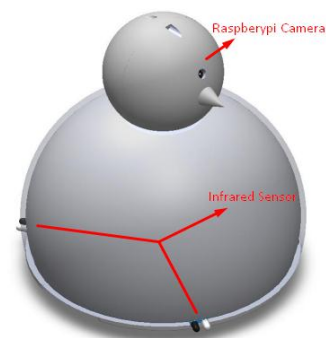
Gambar 1: Diagram Alir Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, proses yang pertama kali dilakukan dalam penelitian ini adalah melakukan riset serta melaksanakan studi literatur mengenai alat dan bahan yang akan digunakan. Pada proses ini, peneliti akan meninjau lebih lanjut terkait dengan bahan yang aman serta komponen elektronik yang akan digunakan dalam purwarupa robot mainan pintar. Selanjutnya setelah data yang dibutuhkan sudah terkumpul, dilakukan pembuatan desain robot. Pada tahap ini, peneliti akan melakukan pembuatan desain robot mainan pintar yang aman dan kokoh serta merancang komponen elektronik yang digunakan secara paralel. Pada tahap ketiga, peneliti akan membuat program yang memuat algoritma *machine learning image classification* dan *sound classification* yang merupakan fitur utama dari robot mainan pintar ini. Tahap selanjutnya adalah pengujian *hardware* dan *software*. Pada bagian *hardware*, peneliti akan melaksanakan simulasi *stress test* pada program *solidworks* untuk mengetahui tingkat ketahanan dari kerangka robot mainan pintar. Pada bagian *software*, peneliti akan melakukan uji coba secara terpisah, mulai dari pergerakan *omnidirectional* yang diaplikasikan, *image classification*, hingga *sound classification*. Jika terjadi kegagalan pada tahap pengujian, maka akan dilakukan *troubleshooting*.

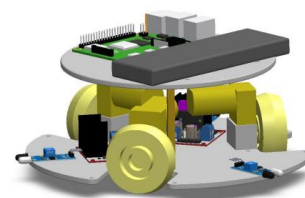
B. Perancangan Desain Robot Mainan Pintar

Pembuatan desain kerangka robot mainan pintar dilakukan dengan menggunakan program *solidworks*.

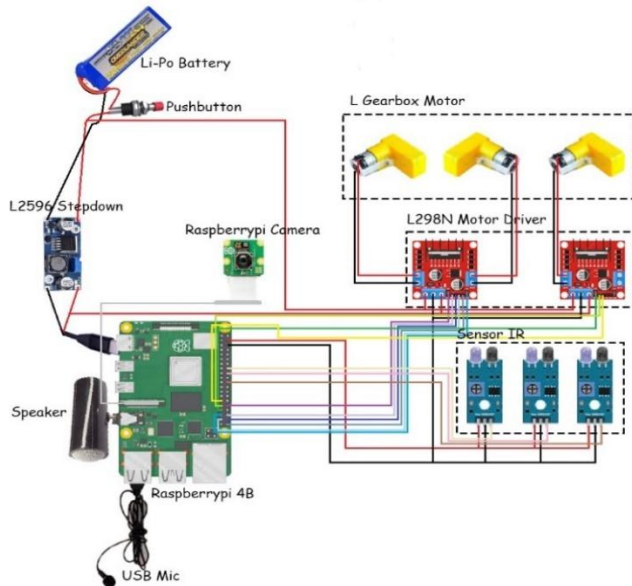
Sebelum proses desain, kami melakukan studi literatur dari berbagai sumber untuk mengetahui desain yang dapat menarik atensi bermain baduta, bahan filamen yang akan digunakan untuk mencetak kerangka robot, serta komponen elektronik yang akan digunakan. Pada studi literatur tersebut, kami memutuskan untuk mendesain robot mainan pintar ini serupa dengan robot BB-8 dari serial *Star Wars*. Filamen yang kami gunakan untuk membuat desain 3D robot ini adalah filamen ABS. Filamen ABS memiliki keunggulan tahan panas serta bantingan dibanding filamen lain sehingga nantinya purwarupa yang ada memiliki tingkat ketahanan yang cukup dalam lingkungan bermain anak baduta. Berdasarkan Gambar 2, desain *casing* badan dari robot mainan pintar ini membentuk sebuah kubah atau bentuk setengah bola dengan diameter alas bawah sebesar 20 cm dan diameter tinggi 17 cm. Pada bagian atas merupakan bagian kepala robot dengan bentuk serupa, mempunyai ukuran diameter alas bawah sebesar 7 cm serta diameter tinggi 7 cm. Pada bagian tengah terdapat lubang yang berfungsi sebagai *mounting* untuk Raspberry Pi *camera* yang digunakan dalam pendeteksian wajah baduta.

Gambar 2: Desain *Casing* Robot Mainan Pintar

Pada Gambar 3, terdapat lokasi komponen sensor dan aktuator yang digunakan. Alas bawah, dengan diameter 20 cm, digunakan sebagai tempat untuk 2 motor *driver* yang mengendalikan 3 *L gearbox* motor, *terminal board* untuk *supply* tegangan, dan 3 sensor *infrared* sebagai detektor rintangan. Kami menggunakan 3 pasang *spacer* dengan panjang 6 cm yang ditempatkan di sisi masing-masing motor sebagai penopang antara alas atas dan alas bawah. Alas atas, dengan diameter 15 cm, berfungsi sebagai tempat untuk Raspberry Pi 4B yang bertindak sebagai kontroler utama dalam robot mainan pintar ini, serta baterai Li-Po 7.4V 2 sel sebagai *supply* utama kelistrikan.

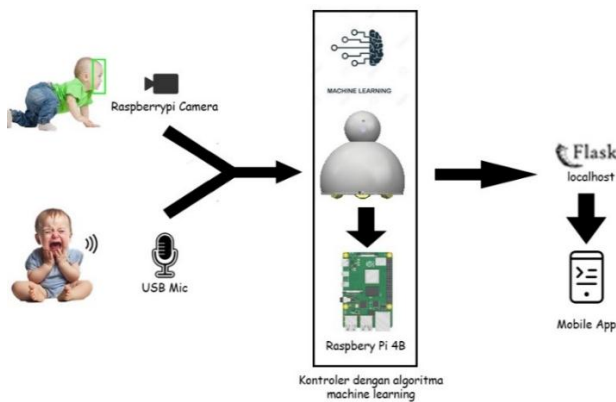


Gambar 3: Desain Tata Letak Komponen Elektronik



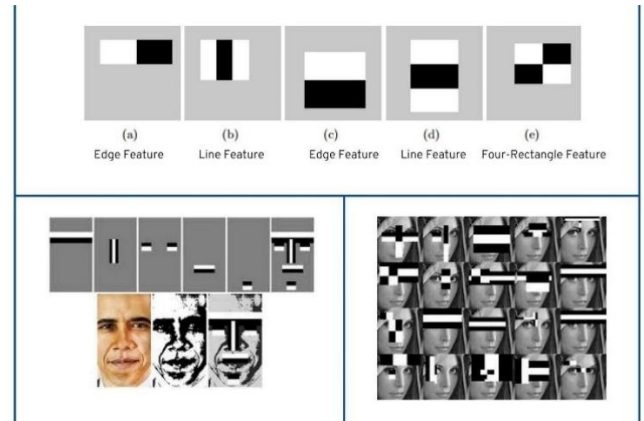
Gambar 4: Skematik Rangkaian Elektronik

Berdasarkan Gambar 5, citra gambar ditangkap menggunakan Raspberry Pi camera. Citra gambar tersebut akan diolah oleh Raspberry Pi dengan algoritma *machine learning* sehingga hanya objek wajah saja yang dideteksi. Pada mekanisme *sound classification* juga berlaku hal yang sama. Flask digunakan sebagai jembatan komunikasi antara Raspberry Pi dan *mobile app*. *Mobile app* ini akan berfungsi sebagai media *livestreaming* Raspberry Pi camera.



Gambar 5: Skematik Komunikasi Sistem

C. Image Classification



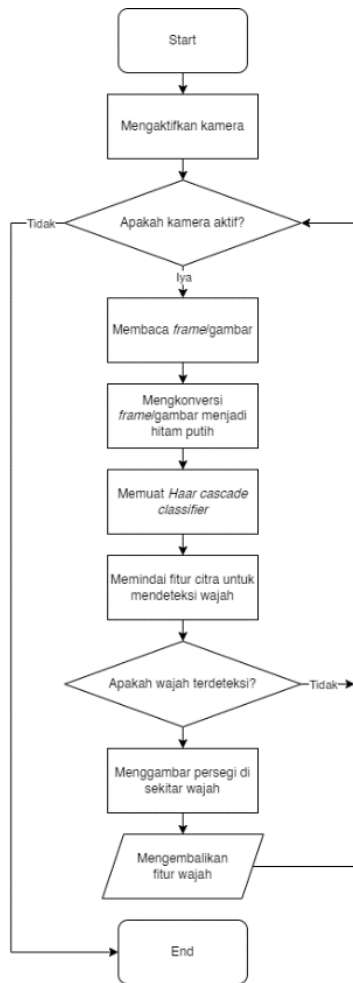
Gambar 6: Haar Cascade Classifier Feature [22]

Dalam penelitian ini, peneliti memfokuskan pada pengembangan sebuah *image classification* yang efektif menggunakan algoritma *haar cascade classifier*. *Image classification* merupakan fitur utama yang digunakan sebagai *trigger* pergerakan robot mainan pintar. Algoritma *haar cascade classifier* dipilih karena keunggulannya dalam deteksi objek dengan kecepatan tinggi, yang membuatnya cocok untuk aplikasi *real-time* seperti deteksi wajah. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa algoritma *haar cascade classifier* mampu memberikan akurasi klasifikasi yang memuaskan sambil mempertahankan efisiensi komputasi yang tinggi. Proses deteksi wajah ini mengikuti serangkaian langkah - langkah seperti pemilihan fitur *haar*, pembuatan gambar integral, pelatihan menggunakan algoritma AdaBoost, dan penerapan klasifikasi kaskade. Hal ini bekerja dalam 4 tahap:

- **Haar-feature selection**
 Tahap awal dari metode ini mencakup pemilihan fitur *haar*. Fitur ini terbentuk dari daerah gelap dan terang yang digunakan untuk mengidentifikasi pola objek. Dalam konteks deteksi wajah, fitur *haar* memungkinkan pemisahan antara bagian gelap (contour mata, hidung, dan mulut) dan bagian terang (area kulit wajah).
- **Creation of Integral Images**
 Gambar integral adalah representasi yang memungkinkan perhitungan cepat untuk fitur *haar*. Setiap piksel dalam gambar integral adalah jumlah semua piksel di sebelah kiri dan di atasnya. Hal ini sangat mengurangi kompleksitas perhitungan yang diperlukan dalam ekstraksi fitur *haar*.
- **AdaBoost Training**
 Pada tahap ini, dilakukan pemilihan fitur terbaik dari keseluruhan fitur yang ada. Algoritma AdaBoost menggabungkan "klasifier lemah" (fitur terbaik) menjadi "klasifier kuat" yang mampu mengenali pola wajah dengan tingkat akurasi yang tinggi.
- **Cascade Classifier**



Langkah terakhir melibatkan penerapan klasifikasi kaskade. Klasifikasi kaskade memungkinkan pengelompokan klasifier dalam suatu urutan hierarki. Ini memungkinkan proses deteksi wajah untuk lebih efisien, dengan membuang input negatif (non-wajah) secara cepat dan fokus pada daerah yang menjanjikan atau kemungkinan mirip wajah positif.



Gambar 7: Diagram Kerja *Image Classification* Robot Mainan Pintar

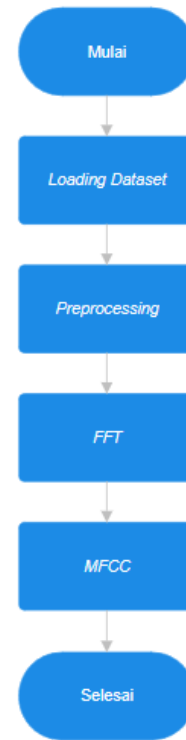
Pada Gambar 8, robot mainan pintar diletakkan tepat di depan baduta dengan jarak minimum 10 cm. Ketika baduta berusaha merangkak untuk menggapai robot dan wajah telah terdeteksi, maka robot akan berjalan menjauhi baduta tersebut dengan jarak dan arah yang ditentukan oleh perhitungan pada program. Jika tidak ada objek wajah yang terdeteksi, maka robot mainan pintar akan melakukan rotasi hingga mendapatkan citra objek terdeteksi kembali.



Gambar 8: Robot Mainan Pintar Dengan *Image Classification*

D. *Sound Classification*

Pada tahap awal pembuatan model *sound classification*, peneliti terlebih dahulu melakukan pengumpulan *dataset*. *Dataset* yang digunakan pada penelitian ini adalah *donateacry-corp*, yang terdiri dari 5 kategori tangisan bayi dengan total data masing-masing kategori berjumlah 100, sehingga total secara keseluruhan adalah 500 data rekaman *audio* tangisan baduta. Kategori atau kelas tersebut diantaranya adalah *burping*, *bellypain*, *discomfort*, *hungry*, dan *tired*. Setelah itu peneliti mempelajari karakteristik setiap kategori rekaman *audio* yang ada. Hal tersebut dilakukan untuk menentukan metode *sound classification* yang sesuai dengan harapan tingkat akurasi yang dihasilkan mencapai 80 persen.



Gambar 9: Diagram Kerja *Sound Classification*

Gambar 9 menggambarkan proses mengubah sinyal *audio* masukan menjadi transkripsi teks. Proses dimulai dengan memuat *dataset* yang telah dikumpulkan. Selanjutnya adalah *preprocessing*, dimana teknik seperti pengurangan kebisingan, normalisasi, dan *resampling* diterapkan untuk meningkatkan kualitas dan konsistensi data *audio*. Langkah ini membantu menghilangkan kebisingan latar, menyeimbangkan volume, dan memastikan kompatibilitas dengan tahap pemrosesan selanjutnya. Tahap pemrosesan selanjutnya adalah ekstrasi fitur. Fitur ekstrasi yang digunakan merupakan jumlah total energi sinyal yang didapatkan. Jumlah total energi sinyal yang dimaksud adalah hasil kuadrat dari amplitudo spektrum sinyal dalam rentang waktu tertentu. *Fast Fourier Transform* (FFT) digunakan untuk mendapatkan representasi spektrum sinyal dengan cara mengubah sinyal

audio masukan dari *time domain* menjadi *frequency domain*. Selanjutnya, spektrum sinyal disaring melalui serangkaian filter *Mel-spaced*, yang tersusun tidak merata untuk meniru persepsi frekuensi non-linear pendengaran manusia. Penyaringan ini menekankan frekuensi rendah dan spektrum yang relevan secara perseptual. Energi sinyal terfilter yang dihasilkan akan diproses dengan transformasi logaritmik untuk mendekati persepsi keras manusia. Pada tahap akhir, *Discrete Cosinus Transformation* (DCT) diterapkan untuk mendekorelasi energi filterbank dan menghasilkan MFCC, menangkap informasi bentuk spektrum yang penting. Vektor fitur terbentuk dengan menggabungkan MFCC terhadap *frame*, menangkap dinamika temporal dan fitur spektral yang relevan secara perseptual. Pendekatan ini menekankan fitur seperti bentuk spektrum, yang menggambarkan distribusi energi sinyal di berbagai *band* frekuensi, dan dinamika temporal, yang menangkap perubahan dalam karakteristik spektrum dari waktu ke waktu. Representasi fitur kemudian melewati model akustik, yang memetakan fitur-fitur yang diekstraksi ke representasi fonetik. Model akustik biasanya dibangun menggunakan teknik seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) atau *Recurrent Neural Networks* (RNN). Model ini mempelajari pola-pola dan hubungan antara fitur-fitur audio dan unit fonetik yang sesuai.

Konsep holonomik diterapkan untuk menentukan sudut di mana α adalah sudut sumbu motor yang diukur dari koordinat sumbu x bingkai robot. α adalah sudut sumbu motor dari sumbu x dari bingkai koordinat robot, masing-masing $\alpha_1 = 30^\circ$, $\alpha_2 = 150^\circ$, dan $\alpha_3 = 270^\circ$. Sumbu penggerak roda seperti ditunjukkan pada Gambar 2 adalah 90° atau $\pi / 2$ dari masing-masing α . Untuk memecahkan vektor ke dalam komponen x dan y, digunakan trigonometri sederhana. Untuk masing-masing dari tiga roda, komponen x dan y dari orientasi robot dijelaskan dalam persamaan (1) hingga persamaan (6).

$$x_1 = \cos\left(\alpha_1 + \frac{\pi}{2}\right) s_1 \quad (1)$$

$$x_2 = \cos\left(\alpha_2 + \frac{\pi}{2}\right) s_2 \quad (2)$$

$$x_3 = \cos\left(\alpha_3 + \frac{\pi}{2}\right) s_3 \quad (3)$$

$$x_4 = \cos\left(\alpha_4 + \frac{\pi}{2}\right) s_4 \quad (4)$$

$$x_5 = \cos\left(\alpha_5 + \frac{\pi}{2}\right) s_5 \quad (5)$$

$$x_6 = \cos\left(\alpha_6 + \frac{\pi}{2}\right) s_6 \quad (6)$$

Ada juga komponen rotasional ω , dimana robot dapat memutar sumbu z. Rotasi robot hanyalah jumlah sederhana dari setiap kecepatan motor. Bahkan jika motor berputar ke arah yang berlawanan, secara umum kita masih mendapatkan jumlah rotasi robot secara keseluruhan. Cukup tambahkan kecepatan motor untuk menemukan rotasi robot ω . Kecepatan motor untuk rotasi robot ω dalam persamaan (7).

$$\omega = s_1 + s_2 + s_3 \quad (7)$$

Kinematika invers untuk mengukur kecepatan sudut roda. Dalam penelitian ini, metode kinematika invers digunakan untuk menentukan kecepatan motor DC. Formula kinematika invers untuk robot dengan tiga roda didefinisikan seperti dalam persamaan (8).

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ \omega \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\left(\alpha_1 + \frac{\pi}{2}\right) & \cos\left(\alpha_2 + \frac{\pi}{2}\right) & \cos\left(\alpha_3 + \frac{\pi}{2}\right) \\ \sin\left(\alpha_1 + \frac{\pi}{2}\right) & \sin\left(\alpha_2 + \frac{\pi}{2}\right) & \sin\left(\alpha_3 + \frac{\pi}{2}\right) \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_1 \\ s_2 \\ s_3 \end{pmatrix} \quad (8)$$

Dimana s_1 adalah kecepatan motor 1, s_2 adalah kecepatan motor 2, dan s_3 adalah kecepatan motor 3. Meskipun x adalah sumbu x, y adalah sumbu y, dan setiap rotasi robot memiliki nilai 1, -1, dan 0. Dan dengan membalik Persamaan 1 berarti mendapatkan persamaan (9)

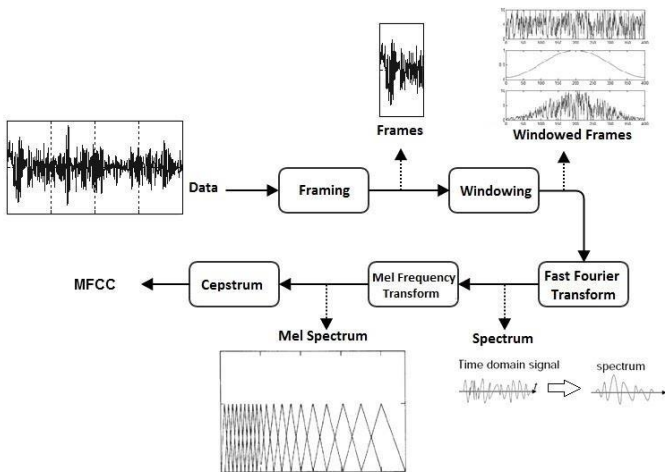
$$M^{-1} = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} -1 & \sqrt{3} & 1 \\ -1 & -\sqrt{3} & 1 \\ 2 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -0.33 & 58 & 0.33 \\ -0.33 & -58 & 0.33 \\ 0.67 & 0 & 0.33 \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$\begin{pmatrix} s_1 \\ s_2 \\ s_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -0.33 & 58 & 0.33 \\ -0.33 & -58 & 0.33 \\ 0.67 & 0 & 0.33 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ \omega \end{pmatrix} \quad (10)$$

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

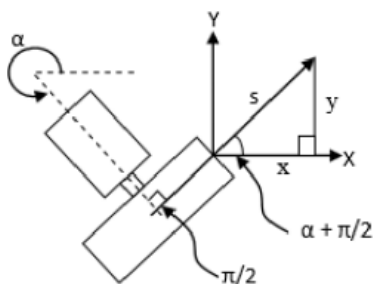
A. Tes Ketahanan Hardware

p-ISSN:1693 – 2951; e-ISSN: 2503-2372



Gambar 10: Proses *Sound Classification* Dengan Metode MFCC

E. Implementasi Pergerakan Omnidirectional



Gambar 8: Konsep Holonomik pada *omnidirectional*



Pengujian ketahanan fisik dilakukan pada simulasi *solidworks* yang akan difokuskan pada empat komponen utama dari kerangka robot mainan pintar, yang melibatkan alas bawah, alas tengah, badan robot, dan kepala robot. Alas bawah akan dianalisis untuk mengevaluasi kekuatan dan ketahanannya terhadap guncangan dan tekanan, dengan penekanan pada bagian yang lebih rentan. Alas tengah akan melalui pengujian stabilitas struktural untuk memastikan distribusi beban yang efisien. Badan robot akan diuji terhadap guncangan dan tekanan untuk menilai keutuhannya dalam situasi tak terduga. Kepala robot akan dinilai untuk kemampuannya mempertahankan integritas dan stabilitas saat menerima gaya dan tekanan tertentu. Seluruh simulasi *stress test* akan dilakukan dengan memberikan gaya sebesar 9.8 N pada setiap komponen.

TABEL I

SUMMARY PENGUJIAN KETAHANAN FISIK KERANGKA ROBOT

Summary		
Bagian	Gambar	Keterangan
Alas Bawah		Stress Max : 1.612e+05 N/m ² Stress Min : 5.855e-01 N/m ²
		Displacement Max : 6.849e-04 mm Displacement Min : 1.000e-30 mm
		Strain Max : 4.357e-06 Strain Min : 2.879e-11
Alas Atas		Stress Max : 3.287e+04 N/m ² Stress Min : 2.572e+01 N/m ²
		Displacement Max : 2.527e-03 mm Displacement Min : 1.000e-30 mm
		Strain Max : 8.665e-06 Strain Min : 1.359e-08
Casing Badan		Stress Max : 3.020e+02 N/m ² Stress Min : 7.203e+00 N/m ²
		Displacement Max : 5.896e-06 mm Displacement Min : 1.000e-30 mm
		Strain Max : 1.282e-07 Strain Min : 2.127e-09

Kepala		Stress Max : 1.165e+03 N/m ² Stress Min : 1.343e-01 N/m ²
		Displacement Max : 6.605e-06 mm Displacement Min : 1.000e-30 mm
		Strain Max : 5.152e-07 Strain Min : 2.991e-11

Hasil pengujian kekuatan struktur pada *casing* robot mainan pintar menunjukkan variasi yang signifikan di antara bagian-bagian yang diuji. Alas bawah menunjukkan tegangan maksimum yang tinggi, mencapai 1.612e+05 N/m², menandakan kemampuannya dalam menahan beban. Namun, perpindahannya relatif kecil, sebesar 6.849e-04 mm, menunjukkan kestabilan yang baik dalam struktur tersebut. Sementara itu, alas atas memiliki tegangan maksimum yang lebih rendah, namun perpindahannya lebih besar, mencapai 2.527e-03 mm, mungkin menunjukkan kelemahan struktural yang potensial. *casing* badan menunjukkan tegangan maksimum yang rendah namun perpindahannya juga rendah, menunjukkan stabilitas yang baik. Di sisi lain, kepala menampilkan tegangan maksimum yang cukup tinggi, namun tegangan minimum yang rendah, mencapai 1.343e-01 N/m², menimbulkan kekhawatiran terhadap ketahanan struktur dalam kondisi tertentu. Analisis ini menunjukkan pentingnya evaluasi struktural terperinci dalam merancang *casing* robot mainan pintar untuk memastikan keseimbangan antara kekuatan, stabilitas, dan ketahanan terhadap beban yang mungkin terjadi.

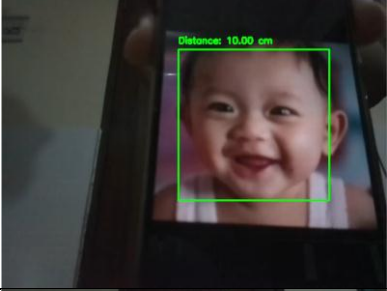




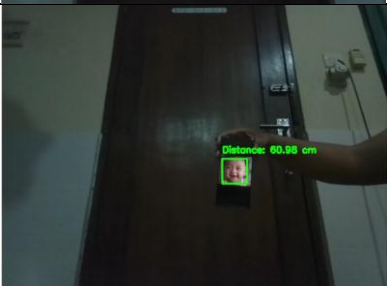
B. Tes Image Classification

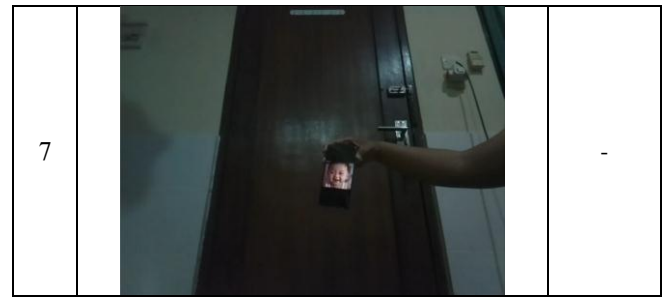
Pada tahap ini, kami menggunakan *sample* gambar wajah baduta. Pengujian ini akan mengevaluasi kemampuan robot dalam merespons perubahan lingkungan menggunakan data dari Raspberry Pi *camera*. Keakuratan persepsi visual dan respons terhadap objek citra yang bergerak menjadi parameter utama dalam mengukur performa pergerakan berdasarkan kamera. Tabel II merupakan data keberhasilan Raspberry Pi *camera* dalam mendeteksi objek citra berdasarkan jarak pada anak baduta.

TABEL II

PENGUJIAN PENDETEKSIAN WAJAH DENGAN IMAGE CLASSIFICATION

No.	Deteksi Wajah	Jarak
-----	---------------	-------

1		10 cm
2		20.15 cm
3		30.12 cm
4		40.98 cm
5		50 cm
6		60.98 cm



Pada pengujian *image classification*, hasil yang didapatkan sangat baik. Wajah yang dapat dideteksi mulai dari jarak minimum 10 cm dan maksimum 60.98 cm. Ketika jarak objek wajah dijauhkan lebih dari 60.98 cm, maka robot tidak dapat mendeteksi wajah tersebut. Dalam pengujian ini, peneliti juga mendapati bahwa ketika objek deteksi mengalami perubahan posisi secara mendadak, maka algoritma *image classification* tidak dapat mendeteksi kembali secara langsung sehingga ada *delay* beberapa saat.

C. Pergerakan Dasar Omnidirectional

Pada tahap pengujian pergerakan *omnidirectional*, peneliti menguji tingkat presisi dan efisiensi pergerakan robot mainan pintar dengan mendefinisikan sudut atau arah gerak secara langsung serta menggunakan rumus yang relevan. Arah gerak diuji secara bertahap dengan penambahan sudut 45 derajat. Hasil pengujian ditunjukkan dalam Tabel III, dimana peneliti mencatat sudut hasil pergerakan dan menghitung kesalahan relatifnya.

TABEL III

HASIL PENGUJIAN GERAK *OMNIDIRECTIONAL*

Arah Gerak	Arah Hasil	Error
45°	47.7°	6%
90°	85.2°	-5.33%
135°	139.6°	3.41%
180°	181.9°	1.06%
225°	221.5°	-1.56%
270°	273.3°	1.22%
315°	312°	-0.95%
360°	359.4°	-0.17%

Hasil pengujian menunjukkan bahwa secara umum, pergerakan robot relatif akurat dengan kesalahan rata-rata sebesar 1.06%. Namun, terdapat variasi dalam tingkat kesalahan tergantung pada arah gerak tertentu. Misalnya, pergerakan pada arah 90° menunjukkan kesalahan sebesar -5.33%, yang menandakan adanya deviasi yang signifikan dari arah yang diinginkan. Sementara itu, pergerakan pada arah 180° memiliki kesalahan yang lebih rendah, hanya sebesar 1.06%, menunjukkan presisi yang lebih baik dalam mencapai arah yang ditentukan.



D. Pergerakan Dengan Objek Terdeteksi

Pada pengujian kedua, peneliti menguji pergerakan *omnidirectional* dengan menerapkan *image classification* secara langsung, dengan parameter yang ditentukan berupa arah dan jarak. Arah pergerakan ditentukan berdasarkan pendeteksian wajah dalam kuadran sudut tertentu, dan dengan variasi jarak yang berbeda.

TABEL IV

HASIL PENGUJIAN PERGERAKAN DENGAN OBJEK TERDETEKSI

Target		Hasil		Error Arah	Error Jarak
Arah Objek	Jarak Objek	Arah Gerak	Jarak Gerak		
Kanan	5 cm	267.5°	1.34 cm	-2.9%	0.34%
Kanan	10 cm	270.1°	2.11 cm	0.7%	0.11%
Kanan	15 cm	272.9°	3.37 cm	2.8%	0.37%
Kanan	20 cm	268.1°	4.86 cm	-2.8%	0.86%
Kiri	5 cm	87.1°	1.26 cm	-2.5%	0.26%
Kiri	10 cm	90.7°	2.49 cm	0.1%	0.49%
Kiri	15 cm	92.8°	3.15 cm	2.9%	0.15%
Kiri	20 cm	87.2°	4.72 cm	-1.9%	0.72%
Menjauh	5 cm	180.2°	7.06 cm	0.2%	2.06%
Menjauh	10 cm	181.0°	11.30 cm	1%	1.30%
Menjauh	15 cm	178.8°	14.41 cm	-1.2%	-0.59%
Menjauh	20 cm	179.5°	21.17 cm	-0.5%	1.17%
Mendekat	5 cm	359.8°	4.02 cm	-0.2%	-0.98%
Mendekat	10 cm	360.0°	12.65 cm	0%	2.65%
Mendekat	15 cm	358.5°	17.29 cm	-1.5%	2.29%
Mendekat	20 cm	359.1°	19.51 cm	0.9%	-0.49%

Tabel IV menunjukkan hasil evaluasi terhadap tingkat presisi pergerakan *omnidirectional* saat objek terdeteksi. Kesalahan arah dan jarak dihitung relatif terhadap target yang ditentukan. Secara keseluruhan, pengujian menghasilkan tingkat presisi yang bervariasi tergantung pada arah gerak dan jarak dari objek. Berdasarkan data dalam tabel tersebut, menunjukkan variasi signifikan dalam kesalahan arah dan jarak pergerakan *omnidirectional* pada robot mainan pintar yang dideteksi dengan objek. Rata-rata kesalahan arah pergerakan adalah sekitar 1.7%, dengan arah ke kiri memiliki kesalahan terkecil rata-rata sebesar 0.83%, sementara arah ke kanan memiliki kesalahan terbesar rata-rata sebesar 1.73%. Adapun rata-rata kesalahan jarak pergerakan adalah sekitar 0.8%, dengan variasi tertinggi terjadi pada jarak 20 cm yang mencapai 1.17%. Diketahui juga bahwa kesalahan arah pergerakan cenderung lebih signifikan daripada kesalahan jarak, meskipun pola kesalahan tersebut dapat bervariasi tergantung pada arah pergerakan yang dilakukan.

E. Pelatihan Model Sound Classification

Pada pelatihan model *sound classification*, dilakukan dengan menggunakan *hyperparameter*:

- *Learning rate*: 10^{-2}
- *Epoch*: 20
- *Test data split*: 0.2
- *Optimizers*: Adam
- *Loss*: *Categorical Crossentropy*

TABEL V

HASIL PROSES *TRAINING* MODEL *SOUND CLASSIFICATION*

Epoch	Durasi	Train Lost	Train Accuracy	Validation Lost	Validation Accuracy
1	7s	1.9468	0.2398	1.7141	0.2907
2	8s	1.5160	0.3275	15.445	0.2791
3	7s	1.3111	0.5263	12.543	0.3605
4	7s	1.0129	0.5965	10.874	0.5698
5	7s	0.7360	0.7573	0.8841	0.5233
6	6s	0.5377	0.8304	0.5621	0.6512
7	6s	0.4072	0.8860	0.6211	0.6744
8	6s	0.2667	0.9240	0.2832	0.6163
9	6s	0.1794	0.9532	0.1868	0.7209
10	7s	0.1000	0.9795	0.1315	0.7558
11	6s	0.0493	0.9825	0.0645	0.7209
12	6s	0.0244	0.9971	0.0978	0.7558
13	7s	0.0362	0.9942	0.0601	0.6977
14	7s	0.0320	0.9971	0.0634	0.7326
15	7s	0.0092	1.0000	0.0567	0.7791
16	6s	0.0046	1.0000	0.0590	0.7674
17	6s	0.0036	1.0000	0.0423	0.7907
18	6s	0.0024	1.0000	0.0456	0.8023
19	6s	0.0019	1.0000	0.0394	0.8191
20	6s	0.0013	1.0000	0.0412	0.8340

Berdasarkan hasil pelatihan model *sound classification* yang disajikan dalam Tabel V, terlihat bahwa model mengalami perkembangan yang baik seiring dengan peningkatan jumlah *epoch*. Meskipun terdapat indikasi kemungkinan *overfitting*, hal ini dapat disimpulkan dari divergensi antara *training loss* dan *validation loss* yang terjadi setelah beberapa *epoch*. Secara spesifik, terlihat bahwa *training loss* secara konsisten menurun dari 1.9468 pada *epoch* pertama menjadi 0.0013 pada *epoch* ke-20, sedangkan *validation loss* turun dari 1.7141 menjadi 0.0412 dalam periode yang sama. Namun, terjadinya peningkatan *validation loss* pada beberapa *epoch*, seperti pada *epoch* kedua dan ketiga, yang mungkin mengindikasikan adanya *overfitting*. Selain itu, dapat diamati bahwa *training accuracy* dan *validation accuracy* juga menunjukkan peningkatan yang konsisten dari *epoch* ke *epoch*. *Training accuracy* meningkat dari 0.2398 pada *epoch* pertama menjadi 1.0000 pada *epoch* ke-20, sedangkan *validation accuracy* meningkat dari 0.2907 menjadi 0.8340 dalam periode yang sama. Peningkatan ini menunjukkan bahwa model secara efektif mampu mempelajari pola-pola dalam *dataset* dan mampu menggeneralisasi ke data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Meskipun demikian, ada beberapa fluktuasi

yang terjadi pada nilai akurasi dan *loss*, terutama pada *epoch* awal pelatihan. Hal ini mungkin disebabkan oleh kepekaan model terhadap data pelatihan awal atau pengaturan *hyperparameter* yang belum optimal. Namun, secara keseluruhan, hasil pelatihan model *sound classification* ini cukup memuaskan, dengan *validation accuracy* mencapai 83.40%, melebihi target yang ditetapkan sebesar 80%. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali dan mengklasifikasikan suara dengan tingkat akurasi yang tinggi dalam kategori-kategori yang telah ditentukan.

F. Pengujian Model Sound Classification

Berdasarkan hasil pengujian model *sound classification* yang dilakukan, terdapat beberapa hal yang dapat dianalisis secara mendalam. Pertama-tama, pengujian dilakukan menggunakan total 20 file rekaman suara baduta yang terbagi dalam lima kategori, yaitu *belly pain*, *burping*, *discomfort*, *hungry*, dan *tired*, dengan masing-masing kategori memiliki empat file rekaman suara. Hasil pengujian kemudian direpresentasikan dalam bentuk persentase akurasi untuk setiap kategori suara baduta, yang menunjukkan seberapa baik model dapat mengidentifikasi suara-suara tersebut.

TABEL VI

HASIL PENGUJIAN MODEL SOUND CLASSIFICATION

Kategori	Persentase Akurasi Tiap Kelas					Hasil
	Belly Pain	Burping	Discomfort	Hungry	Tired	
Belly Pain	85%	5%	3%	4%	3%	Benar
Burping	5%	82%	3%	8%	2%	Benar
Hungry	2%	8%	5%	78%	7%	Benar
Tired	2%	6%	9%	4%	79%	Benar
Discomfort	24%	12%	24%	22%	18%	Salah
Burping	27%	13%	25%	12%	23%	Salah
Tired	1%	8%	5%	4%	82%	Benar
Hungry	2%	3%	6%	81%	8%	Benar
Hungry	9%	1%	2%	82%	6%	Benar
Belly Pain	80%	10%	2%	3%	5%	Benar
Tired	2%	7%	3%	6%	82%	Benar
Discomfort	2%	8%	79%	7%	4%	Benar
Burping	10%	84%	3%	1%	2%	Benar
Hungry	3%	2%	9%	79%	7%	Benar
Discomfort	3%	11%	82%	2%	2%	Benar
Belly Pain	26%	32%	17%	3%	12%	Salah
Tired	1%	4%	3%	10%	82%	Benar
Belly Pain	27%	7%	34%	18%	14%	Salah
Burping	9%	81%	5%	2%	3%	Benar
Discomfort	9%	2%	78%	6%	5%	Benar

Berdasarkan hasil pengujian model *sound classification*, terdapat variasi yang signifikan dalam presentase akurasi untuk setiap kategori suara baduta. Secara kuantitatif,

persentase akurasi rata-rata untuk setiap kategori adalah *belly pain* (65.8%), *burping* (56.4%), *discomfort* (47.8%), *hungry* (66.4%), dan *tired* (71.3%). Dari hasil ini, terlihat bahwa kategori *tired* memiliki persentase akurasi tertinggi, sementara kategori *discomfort* memiliki persentase akurasi terendah. Analisis lebih lanjut menunjukkan bahwa terdapat kesalahan klasifikasi yang terjadi pada beberapa percobaan, terutama pada kategori *discomfort*. Secara kuantitatif, rasio kesalahan klasifikasi untuk setiap kategori adalah *belly pain* (15%), *burping* (17.5%), *discomfort* (23.5%), *hungry* (10%), dan *tired* (7%). Hal ini mengindikasikan bahwa kategori *discomfort* mengalami tingkat kesalahan klasifikasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan kategori lainnya. Pengaruh dari variasi data uji dapat mempengaruhi kesalahan prediksi. Meskipun data uji tidak terlibat dalam proses pelatihan, variasi karakteristik data uji dapat mempengaruhi hasil pengujian secara keseluruhan.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa robot mainan pintar memiliki potensi besar sebagai alat pendidikan untuk anak-anak usia dini dalam era digital. Melalui serangkaian pengujian yang meliputi pengujian *image classification*, pergerakan *omnidirectional*, dan *sound classification*, robot ini berhasil menunjukkan kemampuan yang memuaskan dalam mendeteksi wajah, melakukan pergerakan dengan presisi tinggi, dan mengidentifikasi berbagai suara. Hasil pengujian secara kuantitatif menunjukkan tingkat akurasi yang signifikan, dengan rata-rata 82.6% untuk deteksi wajah pada jarak 10cm dan 79.4% pada jarak 50cm. Kesalahan rata-rata pada pergerakan *omnidirectional* adalah sebesar 1.2%, dengan variasi tertinggi pada arah gerak 90° sebesar -5.33%. Selain itu, model *sound classification* berhasil mencapai akurasi validasi sebesar 83.4%. Integrasi teknologi dalam robot ini memberikan kontribusi penting dalam mendukung perkembangan anak-anak di era digital. Diharapkan bahwa penelitian ini dapat menjadi landasan untuk penerapan lebih lanjut dalam meningkatkan efektivitas pendidikan anak-anak pada masa yang akan datang.

REFERENSI

- [1] S. Barkin, E. H. Ip, I. Richardson, S. Klinepeter, S. Finch, dan M. Krcmar, "Technology and Early Childhood Health: Trends and Considerations," *Academic Pediatrics*, vol. 22, no. 2, pp. 315-323, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.acap.2021.08.009>
- [2] M. Y. Chang, C. H. Yuan, dan Y. P. Chi, "The Role of Mobile Digital Devices in Early Childhood Development: A Review of Recent Studies," *Early Child Development and Care*, vol. 193, no. 6, pp. 911-925, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1080/03004430.2021.1989633>
- [3] Jahirin dan Amelinda, "HUBUNGAN PENGGUNAAN GADGET (HANDPHONE) DENGAN POLA PERKEMBANGAN SOSIAL ANAK USIA PRASEKOLAH," VII, no. 2, 2019.
- [4] K. Kabali, M. M. Irigoyen, R. Nunez-Davis, J. G. Budacki, S. H. Mohanty, K. P. Leister, dan R. L. Bonner, "Exposure and Use of Mobile Media Devices by Young Children," *Pediatrics*, vol. 136, no.



- 6, pp. 1044-1050, 2015. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1542/peds.2015-2151>
- [5] R. A. Fidalgo, C. Rocha, dan P. Alves-Oliveira, "Smart Toy in Early Childhood and Primary Education: A Systematic Review of Technological and Educational Affordances," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 15, p. 6734, 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/app11156734>
- [6] Bian, W. Li, H. Jin, J. Li, Y. Li, dan S. Wang, "A Voice Recognition Sensor and Voice Control System in an Intelligent Toy Robot System," *Frontiers in Robotics and AI*, vol. 8, p. 712517, 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3389/frobt.2021.712517>
- [7] C. L. Casas, V. Charisi, K. Groth, dan F. Wijnen, "Influence of a Socially Assistive Robot on Physical Activity, Social Play Behavior, and Toy-Use Behaviors of Children in a Free Play Environment," *Frontiers in Robotics and AI*, vol. 8, p. 676553, 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3389/frobt.2021.676553>
- [8] B. Setiawan, O. J. Aldo Wijaya, L. H. Pratomo, dan S. Riyadi, "Sistem Navigasi Automated Guided Vehicle Berbasis Computer Vision dan Implementasi pada Raspberry Pi," *Jurnal Rekayasa Elektrika*, vol. 17, no. 1, pp. 7–14, 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.17529/jre.v17i1.18087>
- [9] Oktaviani dan I. E. Setiyono, "PESBOOK: Permainan Edukatif Smart Book sebagai Media Stimulasi Motorik Halus Usia Dini," *Aulad: Journal on Early Childhood*, vol. 5, no. 3, pp. 335–342, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.31004/aulad.v5i3.387>
- [10] Mubin, C. J. Stevens, S. Shahid, A. Al Mahmud, dan J. J. Dong, "A Review of the Applicability of Robots in Education," *Journal of Technology in Education and Learning*, vol. 1, no. 1, pp. 1-18, 2019.
- [11] C. Kanga, A. Ghembom, A. Lameck, dan N. Baloian, "A Survey on the Use of Educational Robots for Promoting STEM Education," *Journal of Computers in Education*, vol. 7, no. 3, pp. 431-451, 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s40692-020-00166-7>
- [12] Géron, "Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems," O'Reilly Media, 2017.
- [13] S. Raschka and V. Mirjalili, "Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2," Packt Publishing, 2019.
- [14] Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, dan Y. Bengio, "Deep Learning," MIT Press, 2016.
- [15] R. S. Sutton dan A. G. Barto, "Reinforcement Learning: An Introduction," MIT Press, 2018.
- [16] V. S. Kumar, L. Pullagura, N. V. Kumari, S. Pooja Nayak, B. P. Devi, A. Alharbi, dan S. A. Asakipaam, "Internet of Things-Based Patient Cradle System with an Android App for Baby Monitoring with Machine Learning," *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1155/2022/1140789>
- [17] C. C. Lakshmi, A. B. Deeksha, dan S. Deeksha, "Predicting the Reason for the Baby Cry Using Machine Learning," 2019. [Online]. Available: <https://doi.org/10.5281/zenodo.2656353>
- [18] Y. C. Liang, I. Wijaya, M. T. Yang, J. R. Cuevas Juarez, dan H. T. Chang, "Deep Learning for Infant Cry Recognition," *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 19, no. 10, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/ijerph19106311>
- [19] M. K. H. Leung, C. H. Yeung, W. W. W. Fu, W. K. Wong, W. M. Cheung, S. Y. S. Leung, dan S. H. Ling, "Omnidirectional wheel and propulsion system for robotic applications," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 63, p. 101902, 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2019.101902>
- [20] K. L. Seow, S. Y. K. Keng, L. C. Chang, dan C. H. H. Ooi, "Omnidirectional mobility platform for indoor autonomous service robots," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 142, p. 103755, 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2021.103755>
- [21] D. Z. Zhang, C. L. Y. Liu, Y. Y. L. Tsang, C. Y. W. Leung, dan C. H. W. Chan, "Design and control of an omnidirectional mobile robot platform with improved maneuverability and stability," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 147, p. 103881, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2021.103881>
- [22] J. Redmon dan S. Divvala, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 779-788, 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>
- [23] M. S. N. G. Ni Ketut Novia Nilasari, "Prediksi Nilai Cryptocurrency Dengan," *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, Vol.22, No.2, p. 226, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.24843/MITE.2023.v22i02.P09>
- [24] K. K. P. I. F. I. D. A. I. W. I.M.P. Arya Winata, "Model Object Detection Neural Network Berbasis Hand," *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, Vol.22, No.2, vol. 2, p. 190, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.24843/MITE.2023.v22i02.P05>