



UNIVERSITAS INDONESIA

**SISTEM PEMANTAUAN NYERI MENGGUNAKAN PENGENALAN
WAJAH, DETEKSI SUARA DAN *GALVANIC SKIN RESPONSE***

TESIS

NURDINA WIDANTI

1906452800

FAKULTAS TEKNIK

PROGRAM STUDI MAGISTER TEKNOLOGI BIOMEDIS

DEPOK

2021



UNIVERSITAS INDONESIA

**SISTEM PEMANTAUAN NYERI MENGGUNAKAN PENGENALAN
WAJAH, DETEKSI SUARA DAN *GALVANIC SKIN RESPONSE***

TESIS

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister
Teknik**

NURDINA WIDANTI

1906452800

FAKULTAS TEKNIK

PROGRAM STUDI MAGISTER TEKNOLOGI BIOMEDIS

DEPOK


JULI 2021

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

Tesis ini adalah hasil karya saya sendiri, dan semua sumber baik yang dikutip maupun dirujuk telah saya nyatakan dengan benar.

Nama : Nurdina Widanti

NPM : 1906452800

Tanda Tangan : 

Tanggal : 6 Juli 2021


HALAMAN PENGESAHAN

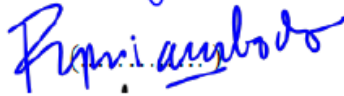
Tesis ini diajukan oleh :
Nama : Nurdina Widanti
NPM : 1906452800
Program Studi : Magister Teknologi Biomedis
Judul Tesis : Sistem Pemantauan Nyeri Menggunakan Pengenalan Wajah, Deteksi Suara Dan *Galvanic Skin Response*

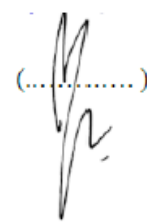
Telah berhasil dipertahankan di hadapan Dewan Penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Magister Teknik pada Program Studi Magister Teknologi Biomedis, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia

DEWAN PENGUJI

Pembimbing : Dr. Ir. Tomy Abuzairi, S.T., M.Sc., M.T., Ph.D (.....) 

Penguji : Dr. Basari, S.T., M.Eng. (.....) 

Penguji : Ir. Purnomo Sidi Priambodo, M.sc., Ph.d 

Penguji : Dr.Eng. Mia Rizkinia, S.T., M.T (.....) 

Ditetapkan di : Depok

Tanggal : 2 Juli 2021

LEMBAR PENGESAHAN

Tesis dengan judul:

SISTEM PEMANTAUAN NYERI MENGGUNAKAN PENGENALAN WAJAH, DETEKSI SUARA DAN *GALVANIC SKIN RESPONSE*

dibuat untuk melengkapi sebagian persyaratan menjadi Magister Teknik pada Program Studi Tekniknologi Biomedis, Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknik Universitas Indonesia dan disetujui untuk diajukan dalam presentasi tesis.

Depok, 6 Juli 2021

Dosen Pembimbing,



(Dr.Ir.Tomy Abuzairi,S.T.,M.Sc.,M.T.,Ph.D)
NIP. 100140310203217891

KATA PENGANTAR

Puji syukur saya panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, karena atas berkat dan rahmat- Nya, saya dapat menyelesaikan tesis ini. Penulisan tesis ini dilakukan dalam rangka memenuhi salah satu syarat untuk mencapai gelar Magister Teknik program studi Teknologi Biomedis pada Fakultas Teknik Universitas Indonesia. Saya menyadari bahwa, tanpa bantuan dan bimbingan dari berbagai pihak, dari masa perkuliahan sampai pada penyusunan tesis ini, sangatlah sulit bagi saya untuk menyelesaikan tesis ini. Oleh karena itu, saya mengucapkan terima kasih kepada:

- (1) Allah SWT yang telah memberikan kesempatan saya untuk study dan berkarya sampai detik ini
- (2) Dr. Ir. Tomy Abuzairi, S.T., M.Sc., M.T., Ph.D selaku dosen pembimbing yang telah menyediakan waktu, tenaga, dan pikiran untuk mengarahkan saya dalam penyusunan tesis ini;
- (3) Suami saya Dendy Gema Arta K yang telah memberikan dukungan luar biasa kepada saya untuk melaksanakan study yang saya ambil
- (4) Orang tua dan keluarga saya yang telah memberikan bantuan dukungan material dan moral; dan
- (5) PT Daun Biru Engineering yang telah memberi kelonggaran waktu bekerja kepada saya untuk menyelesaikan study yang saya ambil

Akhir kata, Semoga tesis ini membawa manfaat bagi pengembangan ilmu dan juga dapat digunakan sebagaimana mestinya.

Depok, 6 Juli 2021



Nurdina Widanti

HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademik Universitas Indonesia, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Nurdina Widanti
NPM : 1906452800
Program Studi : Magister Teknologi Biomedis
Fakultas : Teknik
Jenis karya : Tesis

demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Indonesia **Hak Bebas Royalti Noneksklusif** (*Non-exclusive Royalty- Free Right*) atas karya ilmiah saya yang berjudul :

Sistem Pemantauan Nyeri Menggunakan Pengenalan Wajah, Deteksi Suara Dan *Galvanic Skin Response*

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Indonesia berhak menyimpan, mengalihmedia/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Depok
Pada tanggal : 6 Juli 2021

Yang menyatakan



(Nurdina Widanti)

ABSTRAK

Nama : Nurdina Widanti
Program Studi : Magister Teknologi Biomedis
Judul : Sistem Pemantauan Nyeri Menggunakan Pengenalan Wajah,
Deteksi Suara Dan *Galvanic Skin Response*
Pembimbing : Dr. Ir. Tomy Abuzairi, S.T., M.Sc., M.T., Ph.D

Rasa nyeri yang kerap kali dirasakan oleh bayi dan sulit dideteksi hal ini dikarenakan metode untuk mendeteksi rasa nyeri bersifat *self reporting* pada kenyataannya bayi sendiri masih belum mampu menjabarkan rasa nyeri tersebut dengan verbal dengan baik. Secara statistic juga tercatat sekitar 80% dari populasi dunia kurang memperhatikan penilaian rasa nyeri terutama terhadap anak-anak padahal rasa nyeri ini memberi pengalaman yang buruk pada anak, sehingga dapat mengganggu respon nyeri di kemudian hari atau trauma psikis. Berdasarkan permasalahan tersebut maka dibuatlah sebuah *prototype system* untuk mendeteksi rasa nyeri, di mana dalam proses perjalanan pembuatan dan juga pengujian terciptalah 2 versi prototype yaitu versi 1 dibangun dengan Raspberry pi 4.0, dengan *framework* tensorflow, keras dan haar cascade untuk face recognition dan versi 2 dibangun menggunakan NVIDIA Jetson Nano Developer Kit dengan *framework* *pytorch* dan algoritma YOLO. Di mana untuk kedua versi tersebut dilengkapi dengan 2 parameter tambahan yaitu *Galvanic Skin Response* (GSR) dan Voice Detector. Hasil menunjukkan menggunakan Raspberry nilai presisi sebesar 60%, *recall* 50% dan *f1-score* 54%. Menggunakan NVIDIA Jetson Nano dilakukan dengan 300 dataset diperoleh untuk nilai rata-rata *Confidence* sebesar 53.02%, presisi, recall, f1-score dan akurasi 71,4%, 62,5%,66,6%, 70%. Untuk pengujian dengan 600 dataset diperoleh rata-rata *confidence* 32.02%, presisi, recall, f1-score dan akurasi 75%,42.9%,54,5%,70%.

Kata kunci: NVIDIA Jetson Nano, *Pain Monitoring System*, Raspberry pi 4.0, *Galvanic Skin Response* (GSR), Bayi, *Voice Detector*, *Face Recognition*.

ABSTRACT

Name : Nurdina Widanti
Study Program : Magister Teknologi Biomedis
Title : *Pain Monitoring System with Face Recognition, Sound Detector and Galvanic Skin Response*
Counsellor : Dr. Ir. Tomy Abuzairi, S.T., M.Sc., M.T., Ph.D

Pain in a baby is difficult to detect is because the method for detecting pain is self-reporting, even though babies themselves cannot describe the pain verbally. Statistically, it is also recorded that about 80% of the world's population pays less attention to pain assessment, especially for children, even though this pain gives children a bad experience so that it can interfere with pain responses in the future or psychological trauma. Based on these problems, a prototype system was made to detect pain, the process of making and testing two prototype versions, version 1 was built with Raspberry pi 4.0, with a TensorFlow framework, Keras and Haar cascade for face recognition, and version 2 was built using NVIDIA Jetson Nano Developer Kit with PyTorch framework and YOLO algorithm. Where both versions are equipped with 2 additional parameters, *Galvanic Skin Response* (GSR) and Voice Detector. The results show that using Raspberry the precision value is 60%, recall is 50% and f1-score is 54%. Using the NVIDIA Jetson Nano with 300 dataset get average result of confidence is 53.52%, precision, recall, f1-score and accuracy 71,4%, 62,5%,66,6%, 70%. For testing with 600 dataset get average result of confidence 32.02%, precision, recall, f1-score and accuracy 75%,42.9%,54,5%,70%.

Keyword : NVIDIA Jetson Nano, Pain Monitoring, Raspberry pi 4.0, Galvanic Skin Response (GSR) , Baby, Voice detector, Face Recognition.

DAFTAR ISI

| | |
|--|-------------|
| HALAMAN JUDUL | i |
| HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS | ii |
| HALAMAN PENGESAHAN | iii |
| LEMBAR PENGESAHAN | iv |
| KATA PENGANTAR | v |
| HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS | vi |
| ABSTRAK | vii |
| ABSTRACT | viii |
| DAFTAR ISI | ix |
| DAFTAR GAMBAR | xii |
| DAFTAR TABEL | xiii |
| BAB I PENDAHULUAN | 1 |
| 1.1 Latar Belakang ----- | 1 |
| 1.2 Rumusan Masalah ----- | 3 |
| 1.3 Tujuan Penelitian ----- | 3 |
| 1.4 Batasan Masalah ----- | 3 |
| 1.5 Sistematika Penulisan ----- | 4 |
| BAB II TINJAUAN PUSTAKA | 5 |
| 2.1 Konsep Nyeri ----- | 5 |
| 2.1.1 Pengertian..... | 5 |
| 2.1.2 Klasifikasi Nyeri | 5 |
| 2.1.3 <i>Gate Control Theory</i> (Teori Pengontrolan Nyeri)..... | 7 |
| 2.1.4 <i>The Specificity Theory</i> (Teori Pemisahan) | 8 |
| 2.1.5 Teori Transmisi Dan Inhibisi | 8 |
| 2.1.6 Skala Nyeri..... | 8 |
| A. <i>Visual Analog Scale</i> (VAS)..... | 8 |
| B. <i>Verbal Rating Scale</i> (VRS)..... | 9 |
| C. <i>Numeric Rating Scale</i> (NRS)..... | 9 |
| D. <i>Wong Baker Pain Rating Scale</i> | 10 |
| E. <i>Non Verbal Pain Scale Revised</i> (NVPSR)..... | 10 |
| F. <i>Neonatal Infant Pain Scale</i> (NIPS)..... | 11 |
| G. FLACC-R..... | 11 |

| | |
|---|-----------|
| 2.2 <i>Machine Learning</i> ----- | 12 |
| 2.3 <i>Deep Learning</i> ----- | 12 |
| 2.4 <i>Convolutional Neural Network</i> ----- | 13 |
| 2.5 <i>You Only Look Once (YOLO)</i> ----- | 13 |
| 2.6 <i>Torch</i> ----- | 14 |
| 2.7 <i>OpenCV</i> ----- | 15 |
| 2.8 <i>Haar Cascade</i> ----- | 15 |
| 2.9 <i>Tensorflow + Keras</i> ----- | 15 |
| 2.10 <i>Teachabel Machine</i> ----- | 15 |
| 2.11 <i>Sensor Galvanic skin respons (GSR)</i> ----- | 16 |
| 2.12 <i>HC-05</i> ----- | 17 |
| 2.13 <i>NVIDIA Jetson Nano Developer Kit</i> ----- | 17 |
| 2.14 <i>Arduino</i> ----- | 18 |
| 2.15 <i>State Of The Art Pain Monitoring</i> ----- | 18 |
| BAB III METODOLOGI PENELITIAN..... | 22 |
| 3.1 <i>Tempat Dan Waktu Penelitian</i> ----- | 22 |
| 3.2 <i>Metode Penelitian</i> ----- | 22 |
| 3.2.1 <i>Keadaan Pasien</i> | 22 |
| 3.3 <i>Rancang Bangun Alat</i> ----- | 22 |
| 3.3.1 <i>Perancangan Hardware</i> | 22 |
| 3.3.2 <i>Rancang Bangun Alat Versi 1</i> | 24 |
| 3.3.2.1 <i>Pembuatan Dataset</i> | 24 |
| 3.3.2.2 <i>Teachable Machine</i> | 25 |
| 3.3.2.3 <i>Haar Cascade</i> | 26 |
| 3.3.3 <i>Rancang Bangun Alat Versi 2</i> | 27 |
| 3.3.3.1 <i>Pengumpulan Data Citra</i> | 28 |
| 3.3.3.2 <i>Anotasi</i> | 29 |
| 3.3.3.2 <i>Konversi Data Citra ke YOLO</i> | 30 |
| 3.3.3.3 <i>Data Training dan Validasi</i> | 31 |
| 3.3.4 <i>Pembuatan Program Untuk Voice dan GSR sensor</i> | 32 |
| 3.4 <i>User Interface</i> ----- | 32 |

| | |
|---|-----------|
| 3.5 Metode Pengujian | 33 |
| 3.5.1 Recall..... | 33 |
| 3.5.2 Presisi | 33 |
| 3.5.3 F1 Skor | 33 |
| 3.5.4 Akurasi | 34 |
| 3.5.5 <i>Intersection over Union (IoU)</i> | 34 |
| 3.5.6 <i>mean Average Precision (mAP)</i> | 34 |
| 3.5.7 Confusion Matrix | 35 |
| BAB IV PEMBAHASAN | 36 |
| 4.1 Pengujian Face Recognition | 36 |
| 4.1.1 Pengujian <i>Face Recognition</i> dengan <i>Pain Monitoring</i> Sistem Versi 1..... | 36 |
| 4.1.2 Pengujian <i>Face Recognition</i> dengan <i>Pain Monitoring</i> Sistem Versi 2..... | 38 |
| 4.2 Pengujian GSR | 43 |
| 4.3 Pengujian <i>Voice Detector</i> | 48 |
| 4.4 Pengujian 3 Parameter dalam Web <i>Pain Monitoring</i> | 49 |
| BAB V KESIMPULAN | 53 |
| 5.1 Kesimpulan | 53 |
| 5.2 Saran | 54 |
| DAFTAR PUSTAKA | 55 |
| LAMPIRAN | 58 |

DAFTAR GAMBAR

| | |
|---|----|
| Gambar 2. 1 Visual Analog Scale | 9 |
| Gambar 2. 2 Verbal Rating Scale | 9 |
| Gambar 2. 3 Numeric Rating Scale | 9 |
| Gambar 2. 4 Wong Baker Pain Scale | 10 |
| Gambar 2. 5 Cara kerja YOLO..... | 14 |
| Gambar 2. 6 Proses Deteksi YOLO..... | 14 |
| Gambar 2. 7 Teachable Machine | 16 |
| Gambar 2. 8 HC-05 | 17 |
| Gambar 2. 9 NVIDIA Jetson Nano | 18 |
| | |
| Gambar 3. 1 Diagram Blok Dengan Raspberry Pi 4.0 | 23 |
| Gambar 3. 2 Diagram Sistem Dengan NVIDIA Jetson Nano | 23 |
| Gambar 3. 3 Flowchart sistem di Raspberry | 24 |
| Gambar 3. 4 Data Citra..... | 25 |
| Gambar 3. 5 Training dan Testing Dengan GUI Teachable Machine | 26 |
| Gambar 3. 6 Data Cita Positif (Kumpulan Data Gambar Bayi) | 26 |
| Gambar 3. 7 Data Citra Negatif (Kumpulan Data Selain Gambar Bayi) | 27 |
| Gambar 3. 9 Flowchart sistem versi 2 | 28 |
| Gambar 3. 10 Proses Labeling di Labelme..... | 29 |
| Gambar 3. 11 Hasil Data Labeling | 29 |
| Gambar 3. 12 Preprocessing Data | 30 |
| Gambar 3. 13 Program Arduino | 32 |
| Gambar 3. 14 Web Pain Monitoring System..... | 33 |
| Gambar 3. 15 mAP | 34 |
| | |
| Gambar 4. 1 Posisi Kamera dan Server Serta Posisi Bayi..... | 36 |
| Gambar 4. 2 Pembacaan Face Recognition dengan Raspberry | 37 |
| Gambar 4. 3 Tahapan Analisa Face Recognition Dengan NVIDIA Jetson Nano | 38 |
| Gambar 4. 4 Hasil Anotasi | 39 |
| Gambar 4. 5 Hasil Ground Truth dan Prediksi | 39 |
| Gambar 4. 6 Pretrained Checkpoint | 40 |
| Gambar 4. 7 (A) Data Grafik Pembacaan GSR Saat Dilakukan Dua Kali Penyuntikan, (B) Saat Bayi Merasakan Nyeri Ringan (C) Saat Bayi Merasakan Nyeri Berat | 47 |
| Gambar 4. 8 Keadaan Awal Tanpa Input Suara | 48 |
| Gambar 4. 9 Ketika bayi disuntik dan merasakan nyeri..... | 49 |
| Gambar 4. 10 Ketika bayi menangis sedih | 49 |
| Gambar 4. 11 Web Pain Monitoring System..... | 50 |
| Gambar 4. 12 (a) diagram proses versi 1, (b) diagram proses versi 2 | 51 |
| Gambar 4. 13 Hasil Pembacaan Pada Web Pain Monitoring | 52 |

DAFTAR TABEL

| | |
|---|----|
| Tabel 2. 1 Non Verbal Pain Scale Revised..... | 10 |
| Tabel 2. 2 Neonatal Infant Pain Scale | 11 |
| Tabel 2. 3 FLACC-R | 12 |
| Tabel 2. 4 Penelitian Terkait Rasa Nyeri..... | 19 |
| | |
| Tabel 3. 2 Confusion Matrix..... | 35 |
| | |
| Tabel 4. 1 Skema Dataset | 40 |
| Tabel 4. 2 Hasil mAP | 40 |
| Tabel 4. 3 Matrix analisis training 1 | 41 |
| Tabel 4. 4 Matrix analisis training 2..... | 41 |
| Tabel 4. 5 Matrix analisis training 3..... | 41 |
| Tabel 4. 6 Hasil Evaluasi Data Acak | 42 |
| Tabel 4. 7 Nilai Confidence..... | 42 |
| Tabel 4. 8 Hasil Pembacaan Raw Data Sensor..... | 43 |
| Tabel 4. 9 Nilai Konduktansi untuk imunisasi IPV..... | 44 |
| Tabel 4. 10 Nilai Konduktansi untuk imunisasi Pentabio | 45 |
| Tabel 4. 11 Uji Sensitifitas t-sampel untuk IPV imunisasi..... | 45 |
| Tabel 4. 12 Uji Sensitifitas t-sampel untuk Pentabio imunisasi..... | 46 |

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Rasa nyeri adalah salah satu cara tubuh untuk mengatakan bahwa ada sesuatu yang salah pada tubuh. Menurut *International Association for the Study of Pain (IASP)* rasa nyeri adalah pengalaman perasaan emosional yang tidak menyenangkan akibat terjadinya kerusakan aktual maupun potensial [1]. Nyeri dapat mengenai semua orang, tanpa memandang jenis kelamin, umur, ras, status sosial, dan pekerjaan. Jika rasa nyeri dibiarkan tanpa penanganan atau dirawat secara tidak tepat maka rasa nyeri dapat menjadi kronis [2].

Penanganan awal berupa monitoring terhadap rasa nyeri dapat digunakan pada unit perawatan, hasil monitoring tersebut digunakan untuk melakukan jenis tindakan pemulihan nyeri dan ketidaknyamanan. Terkait penilaian rasa nyeri sendiri menurut *Joint commission on accreditation of healthcare organizations (JCAHO)* penilaian dan manajemen nyeri sangat penting untuk mendukung kualitas penanganan nyeri, terdapat beberapa skala yang valid dan bermanfaat untuk menilai intensitas nyeri baik pada anak-anak dan orang dewasa [3]. Penilaian rasa nyeri terhadap anak-anak sulit sekali dilakukan karena metode yang sering dilakukan adalah *self-reporting* [4].

Nyeri dapat dideskripsikan berdasarkan tiga kriteria yaitu: stimulus yang menyebabkan rasa nyeri, perubahan fisiologis tubuh terhadap adanya nyeri dan perubahan perilaku [5], [6][7]. Perubahan fisiologis tubuh berkaitan dengan pengeluaran hormon serta perubahan parameter fisiologis misal denyut jantung, tekanan darah dan pengeluaran keringat. Sejalan dengan perubahan fisiologi terdapat juga perubahan perilaku seperti dapat dilihat dari respon wajah, respon anggota tubuh, dan juga respon verbal [7][8].

Dari perubahan fisiologi dan juga perubahan perilaku tersebut monitoring terhadap rasa nyeri pada bayi sangat memungkinkan dilakukan, dengan menggabungkan beberapa metode untuk mendeteksi rasa nyeri dalam satu sistem. Beberapa metode yang sering dilakukan untuk mendeskripsikan rasa nyeri pada anak Neonatal/Infant Pain Scale (NIPS), *Faces Legs Activity Cry Consolability Revised Scale (FLACC-R)* [9] *Visual Analog Scale (VAS)*, *Verbal*

Rating Scale (VRS), Numeric Rating Scale (NRS), Wong Baker Pain Rating Scale [10], Skala nyeri seperti *Wong Baker pain scale, comfort scale*, dan sebagainya umumnya tidak bisa menginterpretasikan nyeri secara keseluruhan. Sedangkan *non verbal pain scale (NVPS)* dan *non verbal pain scale revised (NVPSR)* memiliki korelasi yang lebih kuat dalam mendeteksi rasa nyeri [11]. Tingkat rasa nyeri baik pada orang dewasa ataupun anak-anak dapat di deteksi dengan perubahan konduktansi kulit [12][13] dengan menggunakan sensor *Galvanic Skin Response (GSR)*.

GSR akan menangkap perubahan psikologis pada kulit akibat dari perubahan aktivitas kelenjar keringat, dimana kelenjar keringat akan aktif bila tubuh berada dalam kondisi stres, atau berada pada kondisi tertekan ataupun merasakan ketidak nyamanan [14][15]. Dalam monitoring nyeri ini beberapa metode ditambahkan untuk menunjang hasil pengukuran lebih efektif salah satunya yaitu dengan menggunakan perekaman video yang selanjutnya video tersebut akan dianalisa oleh perawat yang mengambil data tersebut [11], pada metode yang lain dengan menggabungkan perubahan mimik muka, tangisan, pernapasan pada bayi [9]. semakin pesatnya teknologi untuk analisa rasa nyeri menggunakan wajah bayi dilakukan dengan memanfaatkan metode *deep learning* [16] dengan menggunakan metode CNN (*Convulational Neural Network*) [17]

Pada penelitian sebelumnya juga sudah dilakukan beberapa metode tersebut dengan memanfaatkan respon konduktivitas kulit, dan mengintegrasikan menggunakan metode *facial detection* dengan analisa menggunakan *machine learning* [12]. Lalu menariknya terdapat sebuah penelitian dengan menggunakan real time monitoring dengan *web-cam* memberikan efek yang signifikan yaitu kedekatan orang tua dengan bayi saat perawatan di intensive care dapat membuat orang tua merasa nyaman dan merasa dekat sehingga kesembuhan terhadap anak pun semakin meningkat [18]

Dengan beberapa referensi di atas maka diperlukan suatu teknologi tepat guna yang dapat mengintegrasikan beberapa parameter untuk melakukan monitoring rasa nyeri yang bersifat *real time*. dengan menggabungkan analisa *face recognition*, tangisan bayi atau *voice detection*, ditambah dengan pengukuran perubahan konduktansi kulit yang dikumpulkan ke dalam satu server dan data dapat diakses pada *web pain monitoring system*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, permasalahan yang akan dibahas dalam literatur ini adalah:

1. Pembuatan monitoring pendeteksi rasa nyeri untuk anak dengan rentang umur 0-12 bulan dengan mengintegrasikan 3 parameter yaitu wajah, suara dan respon kulit
2. Membangun sistem untuk mendeteksi rasa nyeri pada bayi lewat perubahan ekspresi suara dan respon kulit.
3. Menyajikan data hasil monitoring yang dapat diakses dengan mudah
4. Menganalisis kinerja dari sistem monitoring rasa nyeri ini terhadap bayi yang diteliti

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dirumuskan, maka tujuan dari penelitian ini adalah :

1. Merancang dan membangun sistem untuk mendeteksi emosi perubahan pada wajah bayi, menangkap suara bayi dan respon kulit pada bayi.
2. Merancang dan membangun aplikasi berbasis web untuk menyajikan data monitoring rasa nyeri pada bayi
3. Merancang dan membangun sistem untuk mengintegrasikan 3 parameter dalam satu aplikasi web monitoring rasa nyeri
4. Menganalisis kinerja dari sistem monitoring rasa nyeri

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Objek pengukuran bayi usia 0 – 12 bulan dengan letak injeksi pada kaki bayi.
2. Menggunakan *microphone* dengan letak 60 cm dari bayi
3. Menggunakan *webcam* untuk mengambil gambar wajah bayi dan diletakan pada ranjang.
4. Elektroda Ag/AgCl akan diletakan pada telapak kaki bayi

1.5 Sistematika Penulisan

Tesis ini disusun dalam 5 bab yang tersusun sebagai berikut :

BAB 1 : PENDAHULUAN

Bab ini membahas tentang latar belakang alat, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

BAB 2 : TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menjelaskan teori dasar penunjang pengerjaan literatur

BAB 3 : METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan tahapan penelitian, dan perancangan perangkat.

BAB 4 : HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisi hasil penelitian, analisis, hasil pengolahan data dan pembahasan mengenai metode dan data yang diperoleh.

BAB 5 : KESIMPULAN

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Konsep Nyeri

2.1.1 Pengertian

Nyeri adalah suatu kondisi dimana seseorang merasakan perasaan yang tidak nyaman atau tidak menyenangkan yang disebabkan oleh kerusakan jaringan yang telah rusak atau yang berpotensi untuk rusak. Sedangkan definisi saraf adalah serat-serat yang menghubungkan organ tubuh dengan sistem saraf pusat (otak dan sumsum tulang belakang) [19]. Nyeri adalah mekanisme protektif untuk menginformasikan kepada otak bahwa sedang atau sedang terjadi kerusakan jaringan dimana nyeri dipengaruhi oleh memori pengalaman yang akan membantu manusia menghindari kejadian berbahaya di masa yang akan datang [20].

2.1.2 Klasifikasi Nyeri

Nyeri dapat dijelaskan berdasarkan durasi, lokasi, atau etiologi [6], sebagai berikut:

1. Berdasarkan Lama/Durasinya

a. Nyeri Akut

Nyeri akut adalah nyeri yang dirasakan selama periode penyembuhan yang diharapkan, baik yang tiba-tiba atau yang lambat dan tanpa memerhatikan intensitasnya. Nyeri akut pada anak, contohnya: nyeri tindakan invasif, nyeri pasca operasi, nyeri kepala, nyeri perut, dan lainnya.

b. Nyeri Kronik

Nyeri kronik adalah nyeri yang berlangsung berkepanjangan, biasanya nyeri berulang atau menetap sampai enam bulan atau lebih, dan mengganggu fungsi tubuh. Contoh

nyeri akut pada anak antara lain nyeri kanker dan nyeri perawatan akhir hidup.

2. Berdasarkan Sumbernya

a. Nyeri Kutaneus/ Superfisial

yaitu nyeri yang berasal dari kulit atau jaringan subkutan, contohnya: luka akibat teriris kertas yang menimbulkan nyeri tajam dengan sedikit rasa terbakar.

b. Nyeri Somatik Dalam,

yaitu nyeri yang berasal dari ligament, pembuluh darah, tulang, tendon dan syaraf. Nyeri menyebar dan cenderung berlangsung lebih lama dibandingkan nyeri kutaneus, contohnya adalah nyeri pergelangan kaki yang terkilir.

c. Nyeri Viseral,

nyeri yang dihasilkan dari stimulasi reseptor nyeri dalam rongga abdomen, cranium dan thorak. Nyeri visceral seringkali disebabkan karena spasme otot, iskemia, atau regangan jaringan. Obstruksi usus akan mengakibatkan nyeri visceral.

3. Berdasarkan Lokasi/Letak

a. Nyeri Radiasi

Nyeri radiasi adalah nyeri yang menyebar, dirasakan pada tempat sumber nyeri dan menyebar ke jaringan sekitarnya, contohnya nyeri jantung mungkin tidak hanya dirasakan di bagian dada namun menyebar ke sepanjang bahu kiri dan turun ke lengan.

b. Nyeri Alih (*Referred Pain*)

Nyeri alih adalah nyeri yang dirasakan jauh dari jaringan yang menyebabkan nyeri. Nyeri alih contohnya yaitu nyeri bagian visera abdomen yang dirasakan di daerah kulit yang jauh dari organ penyebab nyeri.

c. Nyeri yang Tidak dapat Dilacak (*Intractable Pain*)

Nyeri yang tidak dapat dilacak adalah nyeri yang sulit diatasi, misalnya nyeri pada keganasan tingkat lanjut/ kanker maligna.

d. Nyeri Neuropatik

Nyeri yang disebabkan oleh kerusakan sistem saraf pusat atau tepi. Nyeri neuropatik berlangsung lama, tidak menyenangkan, dan dapat digambarkan sebagai rasa terbakar, tumpul, dan gatal; nyeri tajam, seperti ditembak dapat juga dirasakan.

e. Nyeri Phantom

Nyeri phantom adalah sensasi yang sangat menyakitkan yang dirasa pada bagian tubuh yang hilang (mis. kaki yang diamputasi) atau yang mengalami paralisis karena cedera medulla spinalis. Nyeri neuropatik dapat dibedakan dari sensasi *phantom* yaitu perasaan bahwa bagian tubuh yang hilang masih tetap ada.

2.1.3 Gate Control Theory (Teori Pengontrolan Nyeri)

Teori *gate control* dari Melzack dan Wall (1965) mengusulkan bahwa impuls nyeri dapat diatur atau dihambat oleh mekanisme pertahanan di sepanjang sistem saraf pusat. Mekanisme pertahanan dapat ditemukan di sel-sel gelatinosa substansia di dalam kornu dorsalis pada medulla spinalis, thalamus, dan system limbik. Teori ini mengatakan bahwa impuls nyeri dihantarkan saat sebuah pertahanan dibuka dan impuls dihambat saat sebuah pertahanan tertutup. Upaya menutup pertahanan tersebut merupakan dasar teori menghilangkan nyeri. Suatu keseimbangan aktivitas dari neuron sensori dan serabut kontrol desenden dari otak mengatur proses pertahanan. Neuron delta-A dan C melepaskan substansi P untuk mentransmisi impuls melalui mekanisme pertahanan.

Selain itu, terdapat mekanoreseptor, neuron beta-A yang lebih tebal, yang lebih cepat yang melepaskan neurotransmitter penghambat. Apabila masukan yang dominan berasal dari serabut beta-A, maka akan menutup mekanisme pertahanan. Mekanisme penutupan ini dapat terlihat saat seorang perawat menggosok punggung klien dengan lembut. Pesan yang dihasilkan akan menstimulasi mekanoreseptor, apabila masukan yang dominan berasal dari serabut delta A dan serabut C, maka akan membuka pertahanan tersebut dan klien mempersepsikan sensasi nyeri. Apabila impuls nyeri dihantarkan ke otak, terdapat pusat kortek yang lebih tinggi di otak yang memodifikasi nyeri. Alur saraf desenden melepaskan opiat endogen, seperti endorfin dan dinorfin, suatu pembunuh nyeri alami yang berasal dari

tubuh. Neuromodulator ini menutup mekanisme pertahanan dengan menghambat pelepasan substansi P. Teknik distraksi, konseling dan pemberian placebo merupakan upaya untuk melepaskan endorfin [10][6].

2.1.4 *The Specificity Theory* (Teori Pemisahan)

Otak menerima informasi mengenai objek eksternal dan struktur tubuh melalui saraf sensoris. Saraf sensoris untuk setiap indra peraba bersifat spesifik, artinya bahwa saraf sensoris dingin hanya dapat dirangsang oleh sensasi dingin, bukan oleh panas dan begitu pula dengan saraf sensoris lainnya. Ada dua tipe serabut saraf yang menghantarkan stimulus nyeri yaitu serabut saraf tipe delta A dan serabut saraf tipe C. Teori ini mengatakan timbulnya sensasi nyeri berhubungan dengan pengaktifan ujung-ujung saraf bebas oleh perubahan mekanik, rangsangan kimia, atau temperature yang berlebihan. Persepsi nyeri yang dibawa oleh serabut saraf nyeri diproyeksikan oleh spinothalamik ke spesifik pusat nyeri thalamus.

2.15 Teori Transmisi Dan Inhibisi

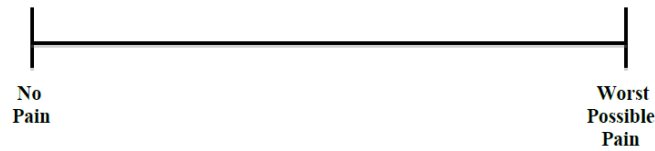
Stimulus pada nociceptor memulai impuls-impuls saraf, sehingga transmisi impuls nyeri menjadi efektif oleh neurotransmitter yang spesifik. Inhibisi impuls nyeri menjadi efektif oleh impuls-impuls pada serabut-serabut besar yang memblok. Impuls-impuls pada serabut lambat dan endogen opiate sistem supresif.

2.1.6 Skala Nyeri

Penggunaan skala nyeri yang tepat akan menghasilkan hasil evaluasi setiap pasien juga tepat, dimana untuk penggunaan skala nyeri ini ada banyak jenisnya yaitu :

A. *Visual Analog Scale* (VAS)

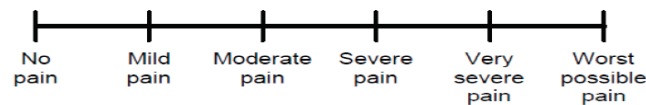
Visual analog scale (VAS) adalah cara yang paling banyak digunakan untuk menilai nyeri. Skala linier ini menggambarkan secara visual gradasi tingkat nyeri yang mungkin dialami seorang pasien. Digunakan pada pasien anak >8 tahun dan dewasa. Manfaat utama VAS adalah penggunaannya sangat mudah dan sederhana, pada Gambar 2.1 menunjukkan skala linear yang digunakan pada metode ini [10]



Gambar 2. 1 Visual Analog Scale

B. Verbal Rating Scale (VRS)

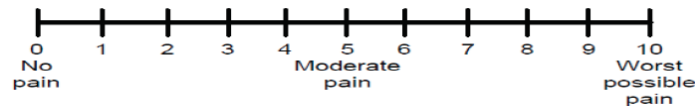
Skala ini menggunakan angka-angka 0 sampai 10 untuk menggambarkan tingkat nyeri. Skala numerik verbal ini lebih bermanfaat pada periode pascabedah, karena secara alami verbal / kata-kata tidak terlalu mengandalkan koordinasi visual dan motorik. Skala verbal menggunakan kata - kata dan bukan garis atau angka untuk menggambarkan tingkat nyeri. Pada Gambar 2.2 menggambarkan tentang metode verbal rating scale [10]



Gambar 2. 2 Verbal Rating Scale

C. Numeric Rating Scale (NRS)

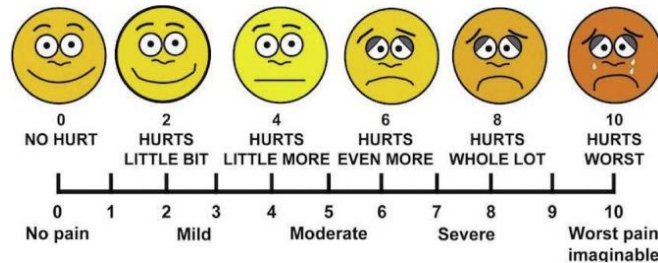
Dianggap sederhana dan mudah dimengerti, sensitif terhadap dosis, jenis kelamin, dan perbedaan etnis. Lebih baik daripada VAS terutama untuk menilai nyeri akut. Namun, kekurangannya adalah keterbatasan pilihan kata untuk menggambarkan rasa nyeri, tidak memungkinkan untuk membedakan tingkat nyeri dengan lebih teliti dan dianggap terdapat jarak yang sama antar kata yang menggambarkan efek analgesik[10][6]



Gambar 2. 3 Numeric Rating Scale

D. Wong Baker Pain Rating Scale

Digunakan pada pasien dewasa dan anak >3 tahun yang tidak dapat menggambarkan intensitas nyerinya dengan angka, Gambar 2.4 menunjukkan skala wongbaker pain rating scale [6]



Gambar 2. 4 Wong Baker Pain Scale[21]

E. Non Verbal Pain Scale Revised (NVPSR)

Skala NVPSR ini didapat dengan mengambil gambar subyek penelitian dengan menggunakan video, dimana video tersebut direkam dan dianalisa [11]. Dimana skalatersebut diatu sesuai dengan Tabel 2.1

Tabel 2. 1 Non Verbal Pain Scale Revised

| Katagori | 0 | 1 | 2 |
|-------------------------------------|--|--|---|
| Wajah | Tidak ada ekspresi atau senyum | Sesekali meringis, mengeluarkan airmata, mengerutkan dahi | Sering meringis, mengeluarkan airmata, mengerutkan dahi |
| Aktivitas (gerakan) Posisi tubuh | Berbaring tenang, Posisi normal Berbaring tenang, tidak ada posisi tangan di atas tubuh | Mencari perhatian dengan gerakan berhati-hati Gerakan mengeliat, ketegangan pada tubuh | Gerakan gelisah dan atau gerakan melawan Kekakuan tubuh |
| Fisiologi I(vital sign) | <i>Vital sign</i> stabil Tidak ada perubahan dalam 4 jam | Perubahan dalam 4 jam dari salah satu: Tekanan darah sistolik: >10 Denyut jantung:>10 Laju nafas:>5 | Perubahan dalam 4 jam dari salah satu: Tekanan darah sistolik: >20 Denyut jantung:>15 Laju nafas:>10 |

| | | | |
|------------|--|---|--|
| Pernafasan | Respirasi sesuai data dasar /SpO2 sesuai seting ventilator | Laju nafas>5 di atas data dasar atau 5% ↓SpO2, asinkroni ringan dengan ventilator | Laju nafas>10 di atas data dasar atau 10% ↓SpO2, asinkroni berat dengan ventilator |
|------------|--|---|--|

F. Neonatal Infant Pain Scale (NIPS)

AFCH (*American Family Children's Hospital*) parameter ini digunakan untuk anak-anak yang berumur kurang dari 1 tahun, dimana anak umur ini tidak dapat memberikan informasi rasa nyeri dengan verbal melainkan dengan tindakan atau Bahasa tubuh, dimana pada Tabel 2.2 menunjukkan parameter untuk pengukuran rasa nyeri berdasarkan NIPS[9]

Tabel 2. 2 Neonatal Infant Pain Scale

| Jenis Pengamatan | 0 | 1 | 2 |
|------------------|----------------|--------------------|---------------|
| Ekspresi Wajah | Rileks | Menyeringai | |
| Tangisan | Tidak menangis | Menangis Pelan | Menangis kuat |
| Pernapasan | Rileks | Terdapat perubahan | |
| Tangan | Rileks | Tertekuk | |
| Kaki | Rileks | Tertekuk | |
| State of Arousal | Bangun/Teridur | Rewel | |

Level rasa nyeri :

0-2 poin : Tidak merasakan rasa nyeri

3-4 poin : Nyeri sedang

>4 poin : Sangat nyeri

G. FLACC-R

Skala ini digunakan untuk mengkaji intensitas nyeri pada anak lebih dari 1 tahun. Skala ini terdiri dari 5 penilaian dengan skor total 0 untuk tidak ada nyeri dan 10 untuk nyeri hebat. Penilaian tersebut adalah ekspresi muka (0-2), gerakan kaki (0-2), aktivitas (0-2), menangis (0-2), kemampuan dihibur (0-2). Hasil skor perilakunya adalah 0: untuk rileks dan nyaman, 1-3; nyeri ringan/ ketidaknyamanan ringan, 4-6 nyeri sedang, 7-10 nyeri hebat/ ketidaknyamanan berat.[9] seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2.3

Tabel 2. 3 FLACC-R

| Katagori | 0 | 1 | 2 |
|----------------------|---|--|------------------------------------|
| Muka | Senyum tanpa ekspres | Meringis/mengernyit/menarik diri/sedih/khawatir | Dagu bergetar, rahang terkatup |
| Kaki | Posisi normal/rileks | Gelisah, tegang | Menendang / kaki ditarik ke atas |
| Aktivitas | Berbaring dengan tenang, posisi normal, bergerak dengan mudah | Menggeliat, bergeser ke belakang, ke depan, tegang | Melengkung, atau menyentak |
| Tangisan | Tidak menangis | Mengerang atau merintih | Menangis, Teriak |
| <i>consolability</i> | Santai | Yakinkan dengan sentuhan sesekali | Sulit untuk dihibur atau ditengkan |

2.2 Machine Learning

Machine learning adalah sebuah sistem yang mampu belajar “sendiri” tanpa harus berulang kali di program oleh manusia. *Machine Learning* melakukan *training* yang merupakan proses pembelajaran terhadap model data yang sudah terdefiniskan ke beberapa data *training* yang menghasilkan beberapa pola sehingga komputer dapat melakukan proses klasifikasi berdasarkan pola atau ciri-ciri yang sudah didapatkan dalam proses *training*. Kemudian komputer dapat memberikan sebuah prediksi pada data baru selanjutnya berdasarkan hasil *training*.

2.3 Deep Learning

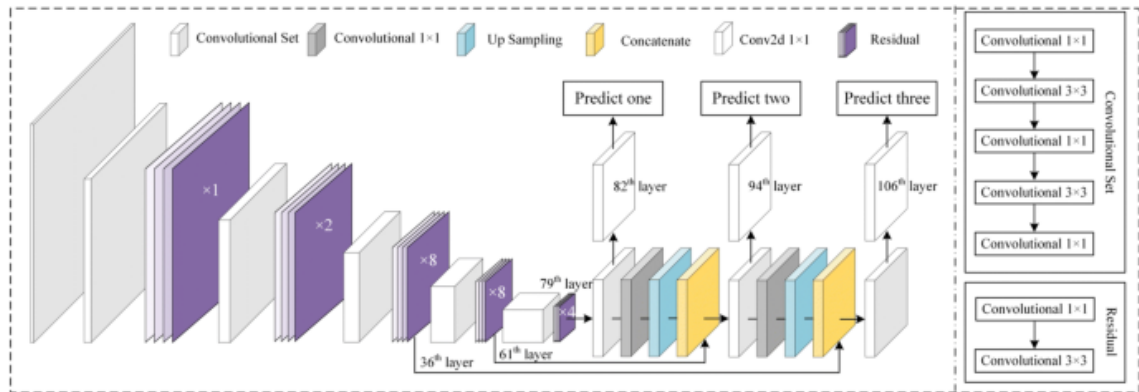
Deep Learning merupakan *artificial neural network* yang memiliki banyak layer dan *synapse weight*. *Deep learning* dapat menemukan relasi tersembunyi atau pola yang rumit antara input dan output, yang tidak dapat diselesaikan menggunakan multilayer perceptron (3 layers). Keuntungan utama deep learning yaitu mampu merubah data dari non-linearly separable menjadi linearly separable melalui serangkaian transformasi (*hidden layers*). Selain itu, *deep learning* juga mampu mencari *decision boundary* yang berbentuk non-linier, serta mensimulasikan interaksi non-linier antar fitur. Jadi, input ditransformasikan secara non-linier sampai akhirnya pada output, berbentuk distribusi *class-assignment*.

2.4 Convolutional Neural Network

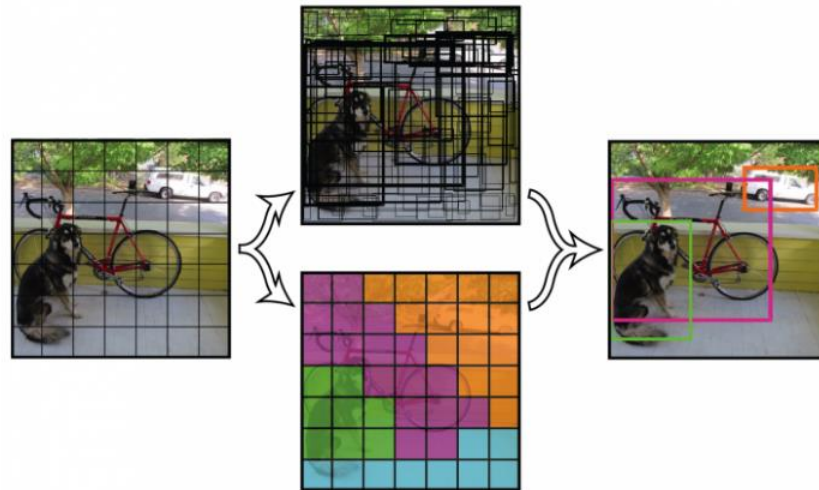
Convolutional Neural Network adalah sejenis algoritma *Deep Learning* yang menerima input gambar, memberikan kepentingan seperti *weight* dan biases ke bermacam-macam objek dan aspek di dalam gambar agar dapat membedakan antara objek. *Convolutional Neural Network* tidak membutuhkan *preprocessing* yang banyak jika dibandingkan dengan algoritma klasifikasi lainnya. *Convolutional Neural Network* dengan training yang banyak dapat mempelajari filter/karakteristik. *Convolutional Neural Network* memiliki *Convolution Layer*, *Pooling Layer*, *Fully Connected Layer*. *Convolution Layer* bertugas untuk mengambil *feature* dari input image. *Pooling Layer* bertugas untuk mengurangi jumlah parameter ketika gambar terlalu besar. Pada *Fully Connected Layer*, Matrix di flattened menjadi vector lalu di masukkan ke sebuah *Fully Connected Layer* seperti *Neural Network* [22], [23]

2.5 You Only Look Once (YOLO)

You Only Look Once (YOLO) merupakan sistem deteksi yang berbasis *Convolutional Neural Network*. *You Only Look Once* merupakan object detection network yang dibuat oleh Joseph Redmon di tahun 2016 [24]. Cara kerja YOLO cukup sederhana yaitu akan memprediksi beberapa *bounding boxes* dan probabilitas kelas tiap box. YOLO menerima sebuah input image yang dibagi menjadi grid sebesar $S \times S$ yang dikirimkan ke sebuah *neural network* untuk membuat *bounding box* dan *class prediction*. Setiap *grid cell* memprediksi B *bounding box* dan *confidence score* dari tiap kotak. *Confidence score* inilah yang merefleksikan seberapa tingkat kepercayaan model bahwa objek di dalam kotak berupa objek yang diprediksikan. YOLO menilai confidence sebagai $Pr(\text{classic objek}) \times IoU$. Tiap *bounding box* terdiri dari 5 prediksi: x, y, w, h Koordinat (x, y) merepresentasikan pusat dari kotak relatif dengan batas dari *grid cell*. Lebar (*width*) dan tinggi (*height*) adalah prediksi relatif dari seluruh gambar. Tiap *grid cell* memprediksi *conditional class probabilities* C , $Pr(\text{Classic Object})$. Probabilitas ini dikoneksikan ke grid cell yang ada objeknya [23]. Pada Gambar 2.5 adalah jbaran singkat mengenai bagaimana cara kerja YOLOV3 dan pada 2.6 adalah proses deteksi pada YOLO [25].



Gambar 2. 5 Cara kerja YOLO



Gambar 2. 6 Proses Deteksi YOLO

2.6 Torch

PyTorch merupakan pengembangan dari Torch *Framework* yang awalnya berbahasa pemrograman Lua. PyTorch, yang dikembangkan oleh Facebook, difokuskan sebagai *framework* proses komputasi *Machine Learning*, sehingga bisa disandingkan dengan *framework* sejenis seperti Tensorflow (dikembangkan oleh Google), Keras, Theano (sudah tidak dikembangkan), Caffe2, dan lainnya. Sintaks yang digunakan PyTorch tidak terlalu beda dengan fungsi-fungsi pada Numpy, bahkan dibanding dengan *framework* lain, PyTorch memiliki sintaks yang lebih rapi dan sederhana [26].

2.7 OpenCV

OpenCV (*Open Source Computer Vision Library*), adalah sebuah *library open source* yang dikembangkan oleh intel yang fokus untuk menyederhanakan programing terkait citra digital. Di dalam OpenCV sudah mempunyai banyak fitur, antara lain : pengenalan wajah, pelacakan wajah, deteksi wajah, Kalman *filtering*, dan berbagai jenis metode AI (*Artificial Intelligence*). Dan menyediakan berbagai algoritma sederhana terkait *Computer Vision* untuk low level API. OpenCV merupakan *open source computer vision library* untuk bahasa pemrograman C/C++, dan telah dikembangkan ke python, java, matlab [27].

2.8 Haar Cascade

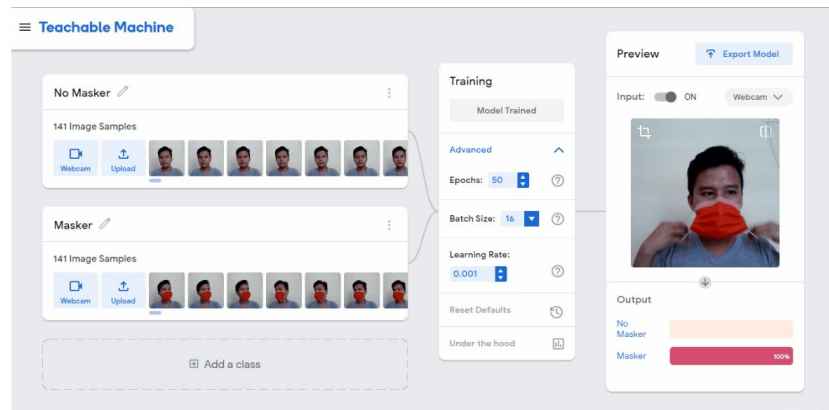
Algoritma *Haar Cascade* merupakan salah satu model *machine learning* yang digunakan sebagai pondasi aplikasi *object detection*. Untuk mendeteksi mengenali obyek berdasarkan nilai sederhana dari fitur tetapi bukan merupakan nilai piksel dari *image* obyek tersebut. Metode ini memiliki kelebihan yaitu komputasi yang sangat cepat, karena hanya tergantung pada jumlah piksel dalam persegi bukan setiap nilai piksel dari sebuah *image*. Metode ini merupakan metode yang menggunakan statistikal model (classifier) [28].

2.9 Tensorflow + Keras

TensorFlow adalah library yang dikembangkan oleh google dan merupakan salah satu library yang paling populer serta banyak digunakan untuk mengembangkan dan menerapkan *Machine Learning* dan algoritma lain yang memiliki banyak operasi matematika untuk dilakukan, TensorFlow sekumpulan tensor dan grafik komputasi yang melintasi node hingga edge. Keras sendiri merupakan wrapper yang dikembangkan diatas library lain untuk model ini keras bekerja bersama dengan tensorflow.

2.10 Teachabel Machine

Teachable Machine adalah GUI yang dirilis oleh Google untuk mempermudah pembuatan model *machine learning*, di mana data yang telah dilatih dengan ini dapat dengan mudah kita download dengan terdapat 3 pilihan tensorflow.js, tensorflow dan tensorflowlite di mana pada Gambar 2.7 menunjukkan proses menggunakan *teachable machine*.



Gambar 2. 7 Teachable Machine

2.11 Sensor Galvanic skin respons (GSR)

Galvanic skin response (GSR) adalah perubahan psikologis pada kulit akibat dari perubahan aktivitas kelenjar keringat, dimana kelenjar keringat akan aktif bila tubuh berada dalam kondisi stres, atau berada pada kondisi tertekan. Peningkatan jumlah keringat walaupun sangat sedikit akan menurunkan resistansi kulit karena keringat terdiri atas air dan ion-ion elektrolit (Na^+ , K^+ , Cl^-) yang merupakan bahan konduktor. Ketika keringat keluar pada permukaan tubuh selama emosi, dua perubahan sifat-sifat listrik terjadi pada kulit. Pertama, jaringan menghasilkan kekuatan gaya gerak listrik (tegangan). Kedua, hambatan listrik atau resistansi pada kulit berubah. Dari besarnya nilai resistansi tubuh dapat diketahui nilai konduktansinya. Konduktansi adalah kemampuan suatu bahan menghantarkan listrik. Konduktansi merupakan kebalikan dari resistansi, sehingga dapat digunakan rumus (1). dimana G adalah Konduktansi ($\mu\text{Siemens}$) dan R adalah Resistansi (Ω). [14], [15]

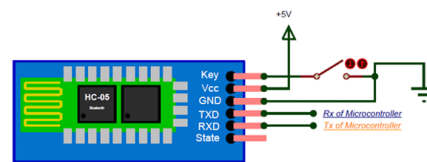
$$G = \frac{1}{R} \quad (1)$$

Perubahan resistansi kulit dapat diukur oleh peralatan listrik khusus dengan sensitivitas yang besar. Alat tersebut merupakan sensor GSR. Sensor GSR terdiri dari 2 lembar aluminium foil yang terhubung kabel ke rangkaian. Sensor ini berfungsi untuk menangkap sinyal-sinyal listrik yang ada pada kulit tangan. Sensor ini berpedoman pada kemampuan konduktivitas kulit. Kulit manusia menunjukkan berbagai bentuk fenomena bioelektrik khususnya pada daerah jari-jari, telapak tangan dan telapak kaki. Hal ini disebabkan jumlah

serabut syaraf sensory unit pada jaringan bawah kulit daerah jari-jari, telapak tangan, dan kaki, jauh lebih banyak dibandingkan di organ–organ lain. [15]

2.12 HC-05

Bluetooth merupakan sarana komunikasi yang bisa dipergunakan sebagai perantara (mediator) penghubungan satu alat elektronik semisal smartphone dengan alat elektronik lainnya semisal laptop atau komputer. Fungsi mendasar bluetooth yaitu memudahkan proses berbagi data baik video, audio ataupun berkas, sehingga menggantikan sarana perantara kabel dalam proses berbagi data[29]. HC-05 adalah modul bluetooth tambahan untuk board-board mikrokontroler seperti Arduino, MCS-51, AVR, dan lain-lain. Modul bluetooth ini bekerja pada frekuensi 2,4 GHz dan mampu melakukan komunikasi nirkabel secara *master-slave* dengan jarak maksimal 10 meter. Modul ini juga dilengkapi antarmuka serial sebagai jalur komunikasi dengan mikrokontroler. dimana Gambar 2.8 adalah data sheet dari modul HC-05.



Gambar 2. 8 HC-05 [30]

2.13 NVIDIA Jetson Nano Developer Kit

NVIDIA Jetson Nano *Developer Kit* merupakan kit pengembangan *Artificial Intelligence* (AI) yang dapat digunakan untuk menjalankan berbagai beban AI modern dengan performa yang mengagumkan. Dengan NVIDIA Jetson Nano Developer Kit sekarang para pengembang dapat menjalankan framework dan model AI untuk aplikasi pengenalan gambar, pendeteksian objek, segmentasi, pengenalan suara dan masih banyak lagi. NVIDIA Jetson Nano Developer Kit ditenagai oleh micro USB dan dibekali banyak pin I/O , mulai dari GPIO hingga CSI. Pin I/O yang berlimpah ini memudahkan pengembang dalam menghubungkan berbagai sensor untuk keperluan pengembangan aplikasi AI. NVIDIA Jetson Nano *Developer Kit* juga didukung oleh NVIDIA JetPack, yang mencakup

Board Support Package (BSP), Linux OS, NVIDIA CUDA, cuDNN, dan TensorRT untuk keperluan deep learning, *computer vision*, GPU computing, multimedia processing dan masih banyak lagi. Gambar 2.9 merupakan board NVIDIA jetson nano.



Gambar 2. 9 NVIDIA Jetson Nano

2.14 Arduino

Arduino ini merupakan sebuah board mikrokontroler yang didasarkan pada ATmega328. Arduino UNO memuat semua yang dibutuhkan untuk menunjang mikrokontroler, mudah menghubungkannya ke sebuah komputer dengan sebuah kabel USB atau mensuplainya dengan sebuah adaptor AC ke DC atau menggunakan baterai untuk memulainya. ATmega328 pada Arduino Uno hadir dengan sebuah *bootloader* yang memungkinkan kita untuk mengupload tanpa menggunakan pemrogram hardware eksternal [31].

2.15 State Of The Art Pain Monitoring

Dalam mendeteksi rasa nyeri pada anak, atau balita ini sudah banyak beberapa penelitian yang mengangkat masalah ini seperti yang dilakukan oleh Lestari, dkk. 2020 dilakukan penelitian untuk mendeteksi rasa nyeri menggunakan GSR sensor. Pada penelitian ini focus terhadap bagaimana GSR dapat mendeteksi rasa nyeri, dimana alat yang dibuat untuk pendeteksi rasa nyeri dengan GSR ini sudah portable. Pada Tabel 2.4 menjelaskan penelitian sebelumnya terkait deteksi rasa nyeri

Tabel 2. 4 Penelitian Terkait Rasa Nyeri

| No | Penulis | Judul penelitian | Keterangan |
|----|------------------------------|--|--|
| 1 | Anne Marie Kabes, dkk (2009) | <i>Further Validation of the Nonverbal Pain Scale in Intensive Care Patients</i> | Menggunakan metode <i>Non verbal pain scale (NVPS)</i> untuk mendeteksi rasa nyeri pada orang dewasa |
| 2 | Dyah Kanya Wati, dkk (2011) | Validitas skala nyeri non verbal pain scale revised sebagai penilai nyeri di ruang perawatan intensif anak | Menggunakan data rekaman video lalu dianalisa dengan penilaian menggunakan metode <i>Non verbal pain scale revised (NVPSR)</i> yang memiliki korelasi yang kuat dengan WBPS dalam menilai nyeri pada anak. Sensitifitas yang cukup tinggi sebagai alat skrening nyeri namun memiliki spesifitas yang sedang sebagai alat diagnostik nyeri pada anak. |
| 3 | Nadhifa Maulida, dkk (2016) | Karakterisasi tangis bayi dengan multiparameter berdasarkan fitur akustik | mendapatkan karakteristik tangis bayi berdasarkan fitur akustik, seperti frekuensi dasar, frekuensi formant dan parameter prosody. |
| 4 | Halefom Kahsay (2017) | <i>Assessment and treatment of pain in pediatric patients</i> | Mengendalikan rasa nyeri pada periode usia pediatri yang bermanfaat untuk meningkatkan hasil fisiologis, perilaku, dan hormonal. Beberapa penilaian tervalidasi sistem yang ada untuk menilai nyeri pada pediatri; Namun, tidak ada standar atau universal pendekatan untuk manajemen nyeri. |

| | | | |
|---|----------------------------|--|---|
| | | | Fasilitas perawatan kesehatan harus membuat pengendalian nyeri pediatrik |
| 5 | Ruicong Zhi, dkk (2018) | <i>Automatic infants' pain assessment by dynamic facial representation: effects of profile view, gestational age, gender, and race</i> | Muka bayi, suara dan pergerakan diambil dengan menggunakan kamera go-pro lalu dengan menggunakan metode <i>machine learning, svm classifier</i> , output dari experiment ini adalah data label library untuk menentukan <i>pain</i> atau <i>no pain</i> |
| 6 | Xiaojing Xu, dkk (2018) | <i>Towards Automated Pain Detection in Children using Facial and Electrodermal Activity</i> | Aktivitas wajah dan aktivitas elektro-dermal (EDA) memberikan banyak informasi tentang nyeri, dan keduanya telah digunakan dalam deteksi nyeri otomatis. Dalam penelitian ini penulis membahas langkah awal menuju model fusing yang dilatih pada fitur video dan EDA. lalu membandingkan model fusi yang menggunakan fitur video asli dan model yang menggunakan fitur video yang ditransfer yang kurang sensitif terhadap perubahan lingkungan. dengan mendemonstrasikan manfaat fusi dan fitur video yang ditransfer dengan kasus uji khusus yang melibatkan adaptasi domain dan peningkatan kinerja relatif terhadap penggunaan EDA dan fitur video saja. |

| | | | |
|---|--------------------------------|---|--|
| 7 | Farrel Mahardhika Fajar (2019) | Rancang bangun alat ukur tingkat nyeri Akut berbasis respon kulit galvanik | Dengan membuat dan merancang sensor galvanic respons, data pada sensor tersebut di transfer menggunakan Bluetooth, dimana data pengujian masih dilakukan pada orang dewasa |
| 8 | Ghada Zamzmi, dkk (2019) | <i>Convolutional neural networks for Neonatal pain assessment</i> | Cara mengklasifikasikan respon wajah pada bayi menggunakan CNN ketika mengalami suatu rasa nyeri |
| 9 | Gita rindang lestari (2020) | Rancang bangun alat respon kulit galvanic sensor <i>portable</i> untuk sensor nyeri pada bayi | Dengan membuat dan merancang sensor galvanic respons, data pada sensor tersebut di transfer menggunakan Bluetooth, dimana data pengujian masih dilakukan pada bayi umur 0-12 bulan |

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Tempat Dan Waktu Penelitian

Pembuatan alat dilakukan secara mandiri di rumah. Untuk pengujian dilakukan beberapa tahap yaitu pengujian dengan video yang telah direkam, dan juga pengujian secara langsung yang dilakukan di Puskesmas Imogiri 1 Yogyakarta.

3.2 Metode Penelitian

3.2.1 Keadaan Pasien

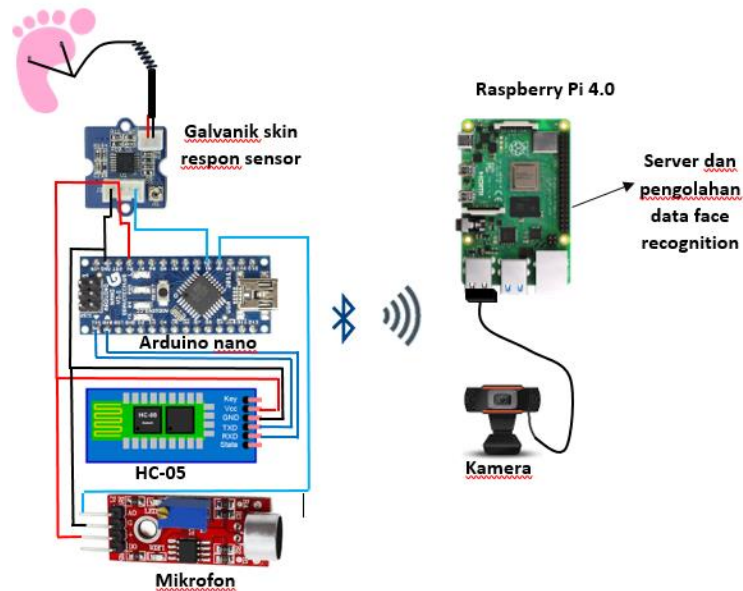
Dalam hal ini pasien yang diteliti adalah bayi dengan rentang umur 0-12 bulan. Dengan kondisi pasien mendapatkan dua suntikan imunisasi sekaligus yaitu Pentabio digunakan untuk pencegahan difteri, tetanus, pertusis (batuk rejan), hepatitis B, dan infeksi *Haemophilus influenzae* tipe b. Pentabio (Vaksin DTP-HB-Hib) dan Imunisasi IPV atau inactivated poliovirus vaccine salah satu vaksin mencegah polio.

3.3 Rancang Bangun Alat

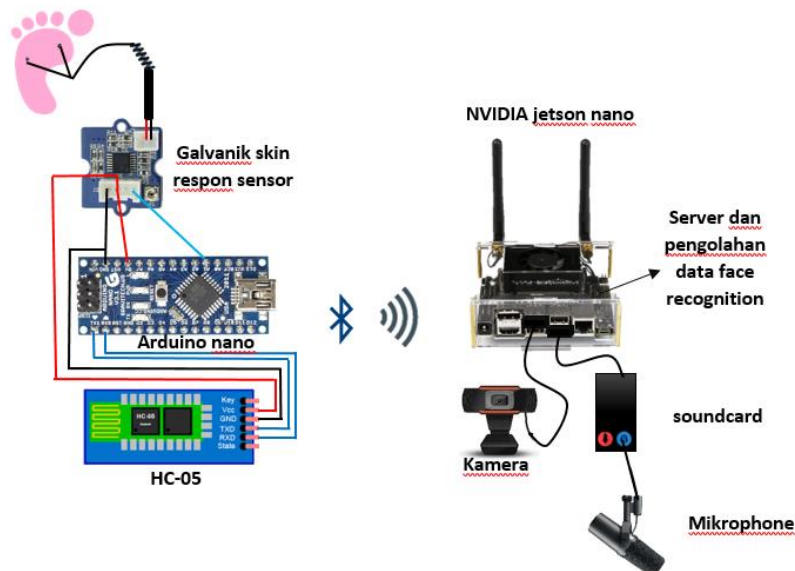
3.3.1 Perancangan *Hardware*

Perancangan *hardware* dalam pembuatan *pain monitoring system* ini terbagi menjadi 2 yaitu pain monitoring versi 1 yang dibangun dengan menggunakan board Raspberry Pi 4.0

Dilengkapi dengan GSR dan modul microphone dan versi 2 dibangun menggunakan NVIDIA Jetson Nano Developer Board dengan GSR dan microphone. Dapat dilihat sesuai dengan Gambar 3.1 menunjukkan diagram blok system untuk Raspberry dan Gambar 3.2 menunjukkan diagram blok dengan NVIDIA Jetson Nano Developer Kit.



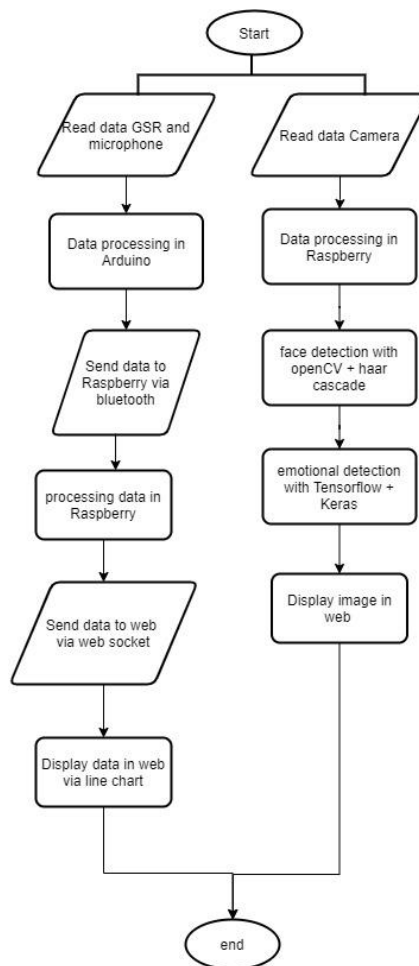
Gambar 3. 1 Diagram Blok Dengan Raspberry Pi 4.0



Gambar 3. 2 Diagram Sistem Dengan NVIDIA Jetson Nano

3.3.2 Rancang Bangun Alat Versi 1

Untuk tahapan pembuatan pain monitoring versi 1 ini dimulai dari mengumpulkan data gambar untuk pembuatan dataset, training dan testing dengan teachable machine dan menguji langsung secara *real time* di Puskesmas Imogiri 1 bersamaan dengan parameter yang lain yaitu GSR dan modul mikrofon. Dapat dilihat pada Gambar 3. 3 untuk *flowchart* sistem versi 1.



Gambar 3. 3 Flowchart sistem di Raspberry

3.3.2.1 Pembuatan Dataset

Pembuatan dataset dimulai dari mengumpulkan data citra berupa sejumlah foto bayi dengan rentang usia 0-12 bulan, hal ini dilakukan dikarenakan pada sumber dataset seperti

pada *the child affective facial expression set (CAFÉ)* hanya menyediakan dataset dengan rentang umur 2-8 tahun. Setelah melakukan pengumpulan data gambar dengan kelas sedih, nyeri dan netral untuk dataset terlebih dahulu gambar diverifikasi dan dicocokkan sesuai dengan literature terkait *facial expression*[7][8][32], dan beberapa gambar juga diperoleh dari buku *Facial Expressions Babies to Teens: A Visual Reference for Artists*[33].

Dari literature tersebut dapat diperoleh kriteria terkait wajah bayi tersebut masuk dalam emosi wajah netral, sedih, ataupun nyeri. Setelah proses verifikasi data sudah dilakukan selanjutnya foto bayi diklasifikasikan menjadi 3 kelas yaitu nyeri, netral dan sedih. seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 3.4. Data citra yang dikumpulkan untuk membuat sistem ini berjumlah 300 gambar dengan masing-masing folder kelas berisi 100 data gambar.

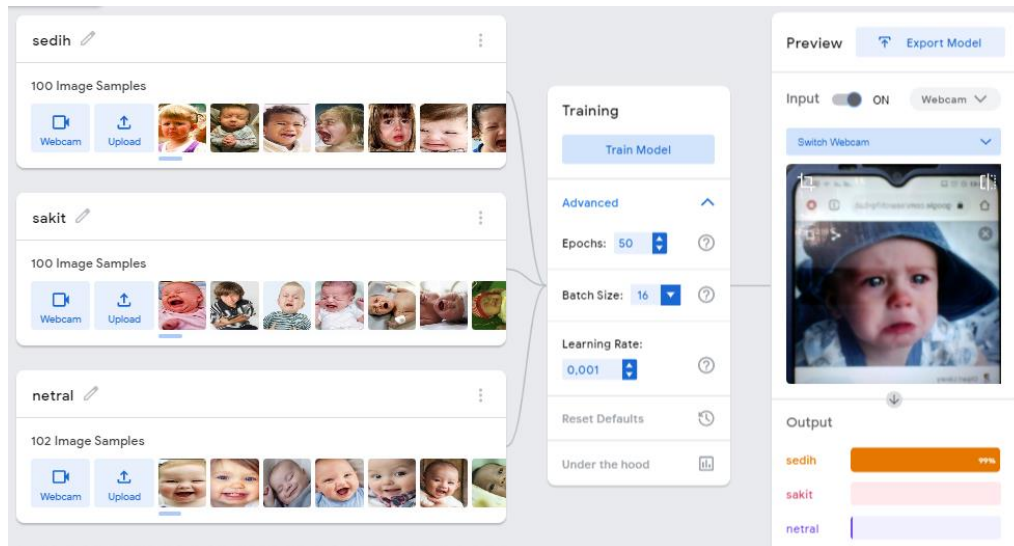


Gambar 3. 4 Data Citra

3.3.2.2 Teachable Machine

Teachable Machine web *based tool* yang dibangun untuk mempermudah pembuatan model. Dengan masing-masing folder kelas berisi 100 gambar, sehingga total keseluruhan terdapat 300 gambar. Dari masing masing folder tersebut nantinya dilatih dengan *teachable machine* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.5. Data latih diuji dengan mode *default epoch 50 batch 16*, setelah proses tersebut selesai jadilah sebuah model yang siap digunakan dalam aplikasi deteksi wajah menggunakan tensorflow versi 2. Keterbatasan saat

menggunakan *teachable machine* ini yaitu tidak dapat menjelaskan lebih detail terkait berapa persen akurasi model, lalu algoritma yang digunakan bagaimana.



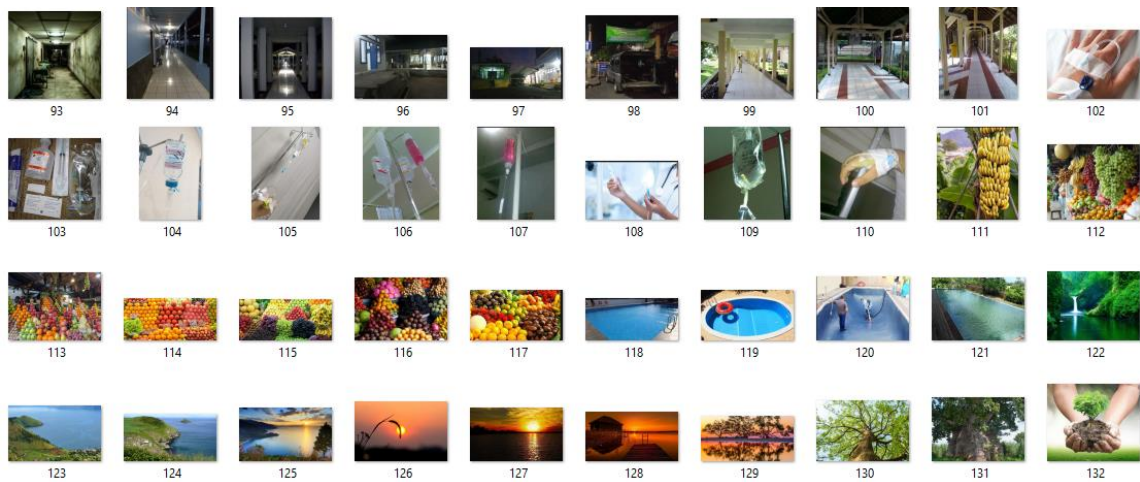
Gambar 3. 5 Training dan Testing Dengan GUI Teachable Machine

3.3.2.3 Haar Cascade

Dalam metode ini haar cascade digunakan untuk mendeteksi wajah bayi. Untuk metode Haar cascade ini menggunakan komposisi gambar positif yang berarti kumpulan data gambar bayi dan komposisi gambar negative adalah kumpulan gambar selain gambar bayi. Untuk dataset menggunakan 300 gambar positif dan 300 gambar negatif seperti yang ditunjukkan Gambar 3.6 Gambar positif dan 3.7 gambar negatif. Lalu setelah gambar tersebut didapat akan di training dengan menggunakan GUI cascade trainger hasil dari *training* dalam file XML dan akan digunakan untuk aplikasi deteksi wajah menggunakan OpenCV.



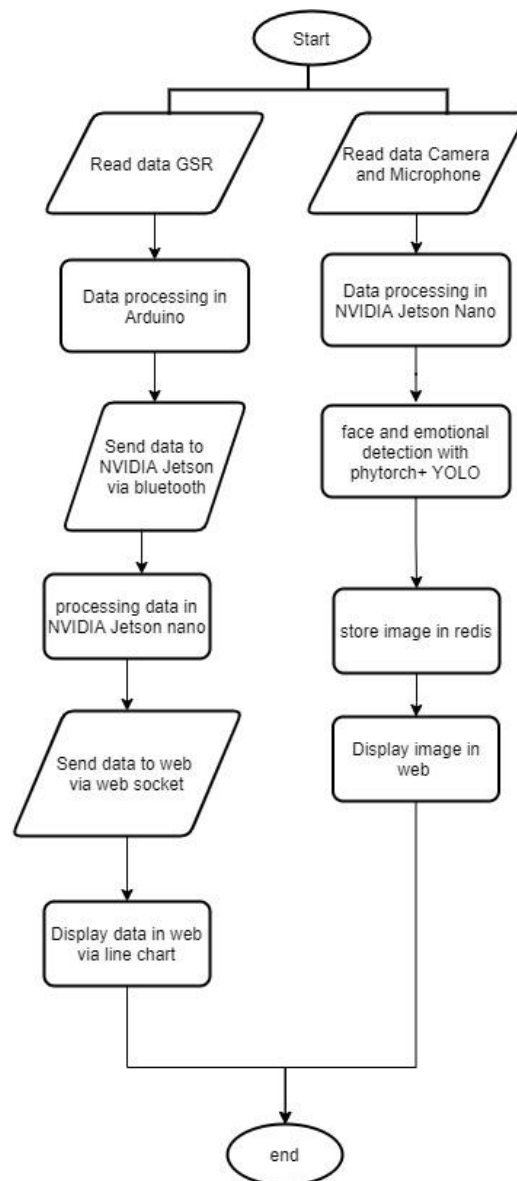
Gambar 3. 6 Data Cita Positif (Kumpulan Data Gambar Bayi)



Gambar 3. 7 Data Citra Negatif (Kumpulan Data Selain Gambar Bayi)

3.3.3 Rancang Bangun Alat Versi 2

Untuk tahapan pembuatan pain monitoring versi 2 ini dimulai dari mengumpulkan data gambar, *labeling*, *training* dan validasi selanjutnya bersamaan dengan parameter yang lain yaitu GSR dan mikrofon akan dites secara keseluruhan, dapat dilihat untuk *flowchart* sistem versi 2 ditunjukkan pada Gambar 3.8.



Gambar 3. 8 *Flowchart* sistem versi 2

3.3.3.1 Pengumpulan Data Citra.

Dengan mengumpulkan data citra sebanyak 300 gambar, lalu diuji cobakan kepada sistem dan setelah diuji cobakan ke sistem data citra ditambah dengan total dataset menjadi 600 gambar yang akan diklasifikasikan menjadi 3 kelas yaitu nyeri, netral dan sedih seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 3.4.

3.3.3.2 Anotasi

Pada proses ini data citra yang telah dikumpulkan akan dilakukan anotasi dengan menggunakan tools *labelme*. Proses anotasi ini dimulai dengan membuat *bounding box* beserta nama kelas pada setiap objek di mana data citra yang berformat jpeg akan diubah menjadi json. Pada file json ini akan berisi informasi yang nantinya akan digunakan untuk membuat algoritma YOLO. Pada Gambar 3.9 proses anotasi dan pada Gambar 3.10 hasil data dalam format json



Gambar 3. 9 Proses Labeling di Labelme

```
{
  "version": "4.2.5",
  "flags": {},
  "shapes": [
    {
      "label": "Neutral",
      "points": [
        [
          40.37704918032787,
          54.73770491803279
        ],
        [
          710.8688524590165,
          465.39344262295083
        ]
      ],
      "group_id": null,
      "shape_type": "rectangle",
      "flags": {}
    }
  ],
  "imagePath": "neutral (1).jpg",
  "imageData": "/9j/4AAQSkZJRgABAQAAQABAAD/2wBDAAgGBgcGBQgHBwcJCQgph8pny68fNXAndyuzMGKn26Vvwi41Bmg2kNnGxmG9v7tbMN1eavdpbqk2xPUdapaJ
```

Gambar 3. 10 Hasil Data Labeling

3.3.3.2 Konversi Data Citra ke YOLO

Data yang diperoleh dari hasil labelme ini harus dikonversi dengan menggunakan *preprocessing tool* dengan menggunakan python 3.7. proses ini bertujuan untuk membuat data dari.json menjadi data yang berkualitas dan siap digunakan pada algoritma YOLO seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 3.11. Langkah dalam melakukan *preprocessing* data ini adalah:

1. Data *cleaning* yang akan kita lakukan antara lain mengisi *missing value*, mengidentifikasi *outlier*, menangani data *noise*, mengoreksi data yang tidak konsisten, dan menyelesaikan masalah redudansi data akibat integrasi data.
2. Mengintegrasikan skema, mengidentifikasi masalah entitas, dan mendeteksi sekaligus menyelesaikan konflik pada nilai data.
3. Melakukan cek data, apakah bboxnya sudah sesuai
4. Meng-agregasi data, generalisasi data, normalisasi data, dan pembentukan atribut/fitur.

```

from pathlib import Path
import PIL.Image as Image
import json

# 3rd party import
from tqdm import tqdm

# Fungsi Convert
def convertLtoY5(size, box):
    """
    Convert Labelme format to Yolov5 format.
    """
    dw = 1./size[0]
    dh = 1./size[1]
    x = (box[0] + box[1])/2.0
    y = (box[2] + box[3])/2.0
    w = box[1] - box[0]
    h = box[3] - box[2]
    x = x*dw
    w = w*dw
    y = y*dh
    h = h*dh
    return (x,y,w,h)

def create_yolov5_dataset(tag, categories, dataset_type):
    """

```

Gambar 3. 11 *Preprocessing Data*

3.3.3.3 Data Training dan Validasi

Data training ini dilakukan Setelah didapatkan anotasi dari kelas-kelas objek yang dideteksi, parameter yang digunakan untuk melakukan *training* adalah :

1. Epoch banyaknya iterasi pelatihan data
2. Batch banyaknya data yang dipelajari tiap iterasi, ini biasanya disesuaikan dengan total data yang dimiliki dan kemampuan mesin untuk mengolahnya.
3. Tradeoff : jika data sekitar < 10K data, maka tidak bisa menggunakan batch besar meski VGA mumpuni, misal VRAM 12GB, lalu ukuran gambar 240 px. konsep pembacaan datanya seperti *skimming*.
4. Model (FLOPS) menentukan VRAM yang dipakai di VGA.
5. Jenis FLOPS menentukan akurasi (IoU) maksimum dan menentukan FPS (*frame per second*).

Setelah data terlatih dengan baik maka akan dilanjutkan untuk validasi data tersebut, proses ini bertujuan untuk melihat bagaimana kinerja hasil training yang diperoleh, cara untuk melakukan validasi data ini adalah:

1. Ambil 20% sampai 25% data uji lalu buat data validasi
2. Pindahkan data validasi tersebut ke folder validasi jangan tertukar label dengan image
3. Buat settingan yaml di YOLOv3
4. Buat *shell script*.

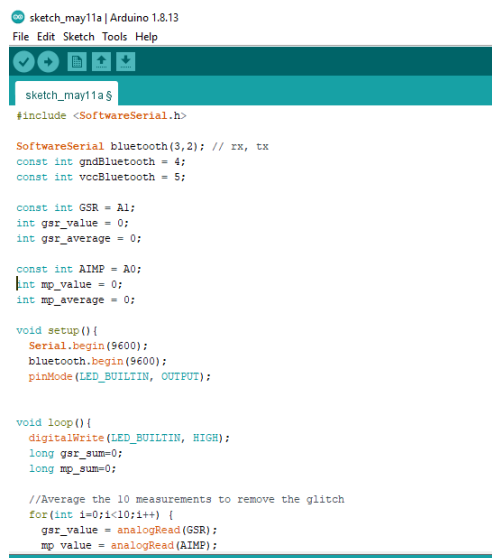
```
python train.py --adam --img 320 --batch 1 --epoch 50 --
data ../dina.yaml --weights yolov3.pt
python detect.py --source test-data/ --weights
runs/train/exp3/weights/best.pt --conf 0.25
```

format data yang diperoleh setelah melakukan *training* dan validasi akan muncul

```
train: /run/media/dina/Binary/WorkCode/projects/Rontia/rontia-ashengine/images/train
val: /run/media/dina/Binary/WorkCode/projects/Rontia/rontia-ashengine/images/val
nc: 3
names: ['Neutral', 'Pain', 'Sad']
```

3.3.4 Pembuatan Program Untuk *Voice* dan GSR sensor

Untuk proses selanjutnya yaitu pembuatan program pada Arduino baik untuk versi 1 dan versi 2, perbedaannya untuk versi 1 *coding* program dibuat untuk GSR dan *Voice*. Untuk Versi 2 hanya *coding* program untuk GSR saja. Di mana setiap 10 data yang diambil akan di rata-rata agar data yang ditampilkan lebih halus dan juga lebih mudah untuk analisis, setelah itu data juga akan dikirim menggunakan HC-05 ke server (Rasphberry atau NVIDIA). Gambar 3.12 program Arduino untuk *voice* dan GSR sensor.



```

sketch_may11a | Arduino 1.8.13
File Edit Sketch Tools Help
sketch_may11a$
#include <SoftwareSerial.h>

SoftwareSerial bluetooth(3,2); // RX, TX
const int gndBluetooth = 4;
const int vccBluetooth = 5;

const int GSR = A1;
int gsr_value = 0;
int gsr_average = 0;

const int AIMP = A0;
int mp_value = 0;
int mp_average = 0;

void setup() {
  Serial.begin(9600);
  bluetooth.begin(9600);
  pinMode(LED_BUILTIN, OUTPUT);
}

void loop() {
  digitalWrite(LED_BUILTIN, HIGH);
  long gsr_sum=0;
  long mp_sum=0;

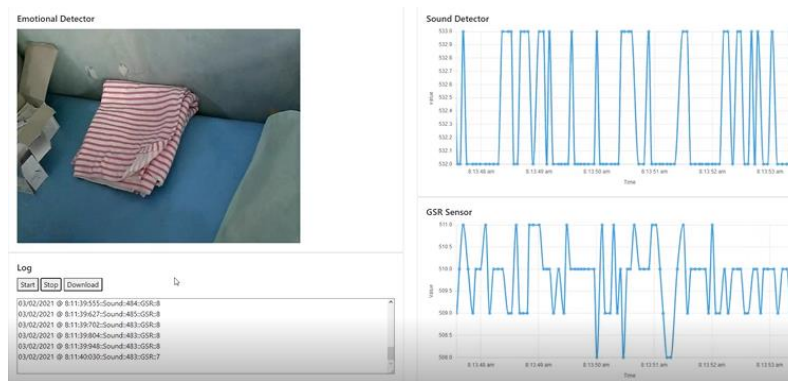
  //Average the 10 measurements to remove the glitch
  for(int i=0;i<10;i++) {
    gsr_value = analogRead(GSR);
    mp_value = analogRead(AIMP);
  }
}

```

Gambar 3. 12 Program Arduino

3.4 User Interface

Pada alat *pain monitoring* ini data akan ditampilkan langsung pada web yang mana web tersebut dapat diakses oleh banyak orang tanpa orang tersebut mendownload atau menginstall sesuatu. Pada Gambar 3.13 web *pain monitoring system*.



Gambar 3. 13 Web Pain Monitoring System

3.5 Metode Pengujian

3.5.1 Recall

Recall didefinisikan sebagai rasio dari jumlah total contoh positif yang diklasifikasikan dengan benar dibagi dengan jumlah total contoh positif. High Recall menunjukkan bahwa kelas dikenali dengan benar (FN sedikit)[22].

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

3.5.2 Presisi

Nilai presisi didapatkan dengan cara membagi jumlah total contoh positif yang diklasifikasikan dengan benar dengan jumlah total contoh positif yang diprediksi[22].

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

1. High Recall, Low Precision: artinya sebagian besar contoh positif dikenali dengan benar (FN rendah) tetapi ada banyak positif palsu.
2. Low Recall, High Precision: artinya kehilangan banyak contoh positif (FN tinggi) tetapi yang kami prediksi positif benar-benar positif (FP rendah).

3.5.3 F1 Skor

F1 Score merupakan perbandingan rata-rata presisi dan recall yang dibobotkan

$$F1 \text{ score} = 2 \times \frac{Recal \times precision}{Recal+precision} \quad (4)$$

3.5.4 Akurasi

Akurasi ini akan digunakan untuk melihat performa model apakah sudah baik dalam mendeteksi wajah yang ada atau belum, untuk menghitung akurasi dapat digunakan persamaan.

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ data\ yang\ benar}{jumlah\ data\ keseluruhan} \times 100\% \quad (5)$$

3.5.5 Intersection over Union (IoU)

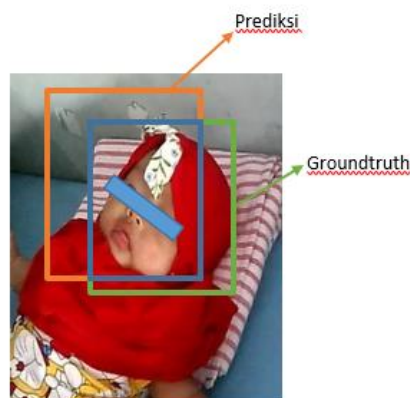
Intersection over Union (IoU) merupakan metrik evaluasi untuk mengukur keakuratan detektor objek pada dataset tertentu. IoU dapat digunakan dengan ketentuan [22]:

1. Memiliki ground-truth bounding box pada dataset objek
2. Prediksi bounding box pada dataset objek

Intersection over Union (IoU) merupakan perbandingan antara ground-truth bounding box dengan predicted bounding box pada model

3.5.6 mean Average Precision (mAP)

mean Average Precision (mAP) merupakan nilai rata-rata dari Average Precision (AP) yang membentuk metrik evaluasi untuk mengukur kinerja dari sebuah deteksi objek. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.14



Gambar 3. 14 mAP

3.5.7 Confusion Matrix

Confusion Matrix atau error matrix adalah tabel yang sering digunakan untuk mendeskripsikan kinerja model klasifikasi pada beberapa data uji yang sudah diketahui nilainya, sehingga menciptakan visualisasi bagaimana kinerja suatu algoritma dan mengidentifikasi confusion antar kelas seperti kesalahan pemberian label. Seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3.1

Tabel 3. 1 Confusion Matrix

| Prediction Value \ Actual Value | Positif | Negatif |
|---------------------------------|---------|---------|
| | Positif | TP |
| Negatif | FN | TN |

- A. True Positive (TP): Aktual bernilai positif, dan diprediksi positif juga
- B. True Negative (TN): Aktual bernilai positif, tetapi diprediksi negatif
- C. False Positive (FP): Aktual bernilai negatif, tetapi diprediksi negatif
- D. False Negative (FN): Aktual bernilai negatif, dan diprediksi negative

BAB IV

PEMBAHASAN

4.1 Pengujian Face Recognition

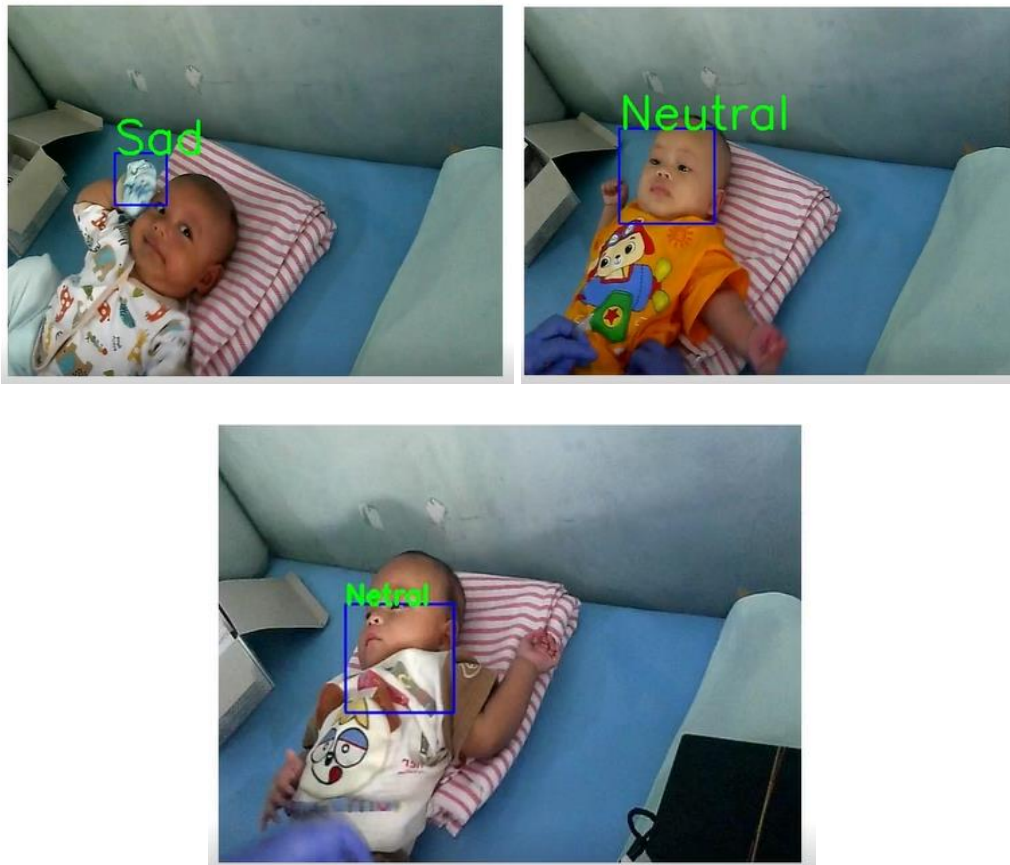
Pada pengujian face recognition ini akan dijabarkan hasil pengujian *pain monitoring system* versi 1 dan *pain monitoring system* versi 2. Di mana untuk versi 1 telah diuji cobakan secara real time seluruh sistem di Puskesmas Imogiri 1 Yogyakarta dan untuk versi 2 dilakukan dengan menggunakan data uji yang disiapkan. Pada Gambar 4.1 menunjukkan keadaan sebenarnya saat pengujian dilakukan di Puskesmas Imogiri 1 Yogyakarta



Gambar 4. 1 Posisi Kamera dan Server Serta Posisi Bayi

4.1.1 Pengujian *Face Recognition* dengan *Pain Monitoring* Sistem Versi 1

Untuk pengujian pada versi ini dilakukan langsung kepada 12 bayi dengan rentang umur 0-12 bulan dengan data hasil yang bisa digunakan sebanyak 9 bayi dikarenakan saat proses pengambilan data terjadi masalah teknis dan juga terdapat balita diluar range umur, Gambar 4.2 menunjukkan hasil pembacaan emosi wajah dengan menggunakan raspberry.



Gambar 4. 2 Pembacaan Face Recognition dengan Raspberry

Dari data tersebut data kemudian dianalisa

$$Precision = \frac{3}{3 + 2} = 60\%$$

$$Recall = \frac{3}{3 + 3} = 50\%$$

$$F1 \text{ score} = 2 \times \frac{50 \times 60}{50 + 60} = 54\%$$

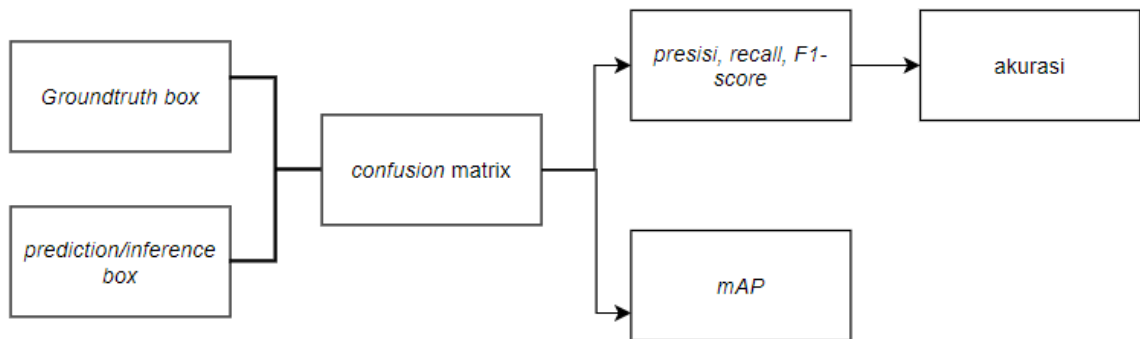
$$Akurasi = \frac{17}{27} \times 100\% = 62.9\%$$

Nilai presisi 60% menunjukkan jumlah positif yang diprediksi dengan benar. Nilai presisi rendah menunjukkan jumlah positif palsu yang tinggi. Nilai presisi dapat ditingkatkan dengan menambahkan citra data ke dataset untuk membuat prediksi lebih baik. Untuk nilai recall adalah 50% yang juga disebut sensitivitas atau true positive rate, dan recall yang rendah

menunjukkan banyaknya false negative. Selanjutnya nilai harmonik sebesar 54% yang ditunjukkan sebagai F1-Score dan akurasi sebesar 62.9%

4.1.2 Pengujian *Face Recognition* dengan *Pain Monitoring Sistem Versi 2*

Untuk pengujian dengan menggunakan NVIDIA Jetson Nano dibagi menjadi 2 yaitu tahap validasi model dan juga tahap pengujian terhadap data acak. Untuk tahapan analisa *face recognition* ditunjukkan oleh Gambar 4.3.

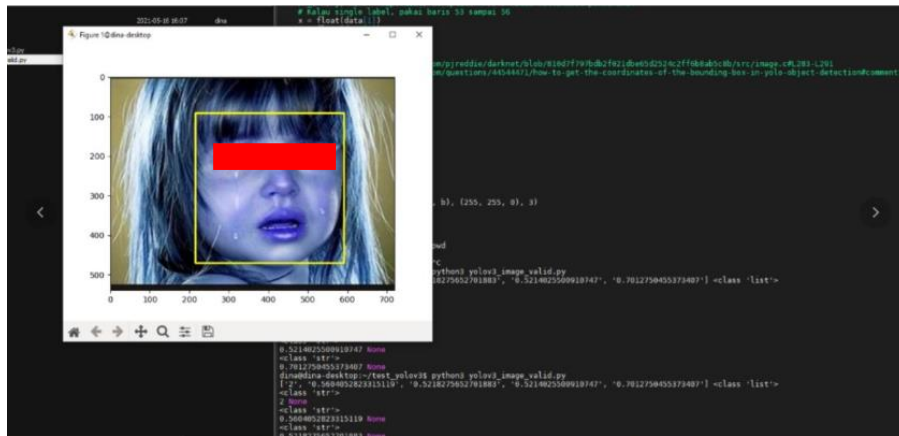


Gambar 4. 3 Tahapan Analisa Face Recognition Dengan NVIDIA Jetson Nano

Pada pengujian pertama yaitu melihat data hasil anotasi apakah sudah sesuai dengan label yang dibuat atau belum, lalu selanjutnya melakukan validasi dengan mengikuti beberapa langkah yaitu :

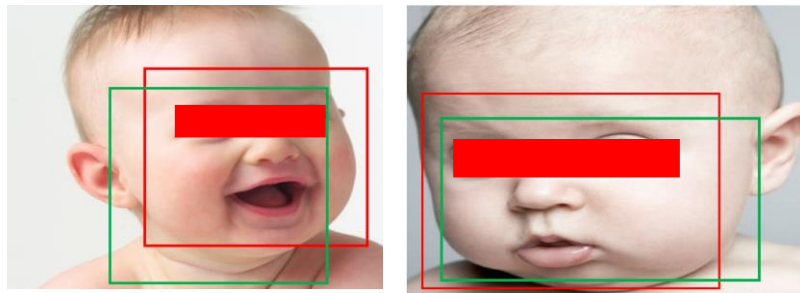
5. Ambil 20% sampai 25% data uji lalu buat data validasi
6. Pindahkan data validasi tersebut ke folder validasi jangan tertukar label dengan image
7. Buat settingan yaml di YOLOv3
8. Buat *shell script* untuk *training* dan *inference*

Hasil anotasi dapat dilihat pada Gambar 4.4 yang selanjutnya dilakukan validasi dengan hasil validasi adalah nilai mAP yang tertera pada terminal di jetson nano.



Gambar 4. 4 Hasil Anotasi

Tahap pengujian selanjutnya melihat ground truth box dan prediction box yang diperoleh dengan cara membandingkan hasil yang telah di deteksi system dengan hasil label di labelme, gabungan kedua gambar tersebut dengan menindih gambar menjadi satu lalu opacity diperkecil agar transparan dan terlihat hasil overlap, atau dengan cara membandingkan box yang terbaca dengan yang berada di labelme. Di mana untuk box merah adalah hasil *ground truth* dan box hijau artinya data sudah cukup baik untuk mengenali objek deteksi seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 4.5



Gambar 4. 5 Hasil Ground Truth dan Prediksi

Untuk data training sendiri kita dapat melihat acuan pada Gambar 4.6 untuk *pretrained checkpoint*. Pada system deteksi emosi wajah ini dilakukan dengan 3 kali *training* seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Skema Dataset

| No | <i>Training</i> ke | Data <i>Training</i> | Data Validasi | Data Test (diluar data <i>training</i>) | kondisi | Epoch | Batch |
|----|----------------------|----------------------|---------------|--|---|-------|-------|
| 1 | <i>Training</i> ke 1 | 300 | 60 | 75 | <i>Training</i> di Jetson nano (tanpa optimizer) | 50 | 1 |
| 2 | <i>Training</i> ke 2 | 300 | 60 | 75 | <i>Training</i> di Jetson nano (dengan optimizer) | | |
| 3 | <i>Training</i> ke 3 | 600 | 120 | 75 | <i>Training</i> di Jetson nano (dengan optimizer) | | |

Dari Tabel 4.1 seluruh data sudah di-*training* Dari training pertama di peroleh data hasil yang ditunjukkan oleh Tabel 4.2 di mana masing-masing proses memiliki nilai mAP yang berbeda.

| Model | size (pixels) | mAP ^{val} _{0.5:0.95} | mAP ^{test} _{0.5:0.95} | mAP ^{val} _{0.5} | Speed V100 (ms) | params (M) | FLOPS 640 (B) |
|-------------|---------------|--|---|-----------------------------------|-----------------|------------|---------------|
| YOLOv3-tiny | 640 | 17.6 | 17.6 | 34.8 | 1.2 | 8.8 | 13.2 |
| YOLOv3 | 640 | 43.3 | 43.3 | 63.0 | 4.1 | 61.9 | 156.3 |
| YOLOv3-SPP | 640 | 44.3 | 44.3 | 64.6 | 4.1 | 63.0 | 157.1 |
| YOLOv5l | 640 | 48.2 | 48.2 | 66.9 | 3.7 | 47.0 | 115.4 |

Gambar 4. 6 Pretrained Checkpoint**Tabel 4. 2 Hasil mAP**

| No | <i>Training</i> ke | Kelas | mAP@0.5 | mAP@0.5:0.95 |
|----|----------------------|---------|---------|--------------|
| 1 | <i>Training</i> ke 1 | Neutral | 0.834 | 0.581 |
| | | Pain | 0.886 | 0.38 |
| | | Sad | 0.634 | 0.473 |
| 2 | <i>Training</i> ke 2 | Pain | 0.797 | 0.535 |
| | | Sad | 0.76 | 0.371 |
| | | Sad | 0.626 | 0.417 |
| 3 | <i>Training</i> ke 3 | Neutral | 0.996 | 0.629 |
| | | Pain | 0.959 | 0.563 |
| | | Sad | 0.984 | 0.687 |

Untuk pengujian selanjutnya yaitu dengan membaca data *testing* yang telah dipersiapkan, di mana disini telah disiapkan data acak diluar data *training*. Dari data tersebut akan dilakukan analisa matrix sesuai pada Tabel 4.3 untuk *training* ke 1, Tabel 4.4 untuk *training* ke 2 dan Tabel 4.5 *training* ke 3, dan Tabel 4.6 untuk matrix uji data dari puskesmas dan data acak dengan 10 data, lalu Tabel 4.7 untuk nilai *confidence*.

Tabel 4. 3 Matrix analisis training 1

| Deteksi \ Aktual | Netral | Sedih | Nyeri |
|------------------|--------|-------|-------|
| Nyeri | 0 | 0 | 2 |
| Sedih | 14 | 13 | 6 |
| Netral | 0 | 0 | 0 |

Tabel 4. 4 Matrix analisis training 2

| Deteksi \ Aktual | Netral | Sedih | Nyeri |
|------------------|--------|-------|-------|
| Nyeri | 2 | 2 | 3 |
| Sedih | 8 | 2 | 1 |
| Netral | 0 | 0 | 0 |

Tabel 4. 5 Matrix analisis training 3

| Deteksi \ Aktual | Netral | Sedih | Nyeri |
|------------------|--------|-------|-------|
| Nyeri | 0 | 0 | 10 |
| Sedih | 9 | 11 | 3 |
| Netral | 3 | 2 | 0 |

Pada Tabel 4.3 diperoleh nilai recall, presisi, f1-score berturut-turut adalah 13% dengan akurasi 20%, pada Tabel 4.4 diperoleh nilai recall, presisi, F1-score, dan akurasi berturut-turut adalah 20%, 60%, 30%, 5.3%. Pada Tabel 4.5 diperoleh nilai recall, presisi, f1-score dan akurasi berturut-turut adalah 48%, 42%, 44%, 32%. Dengan rata-rata nilai *confidence training* 1 adalah 38%, rata-rata nilai *confidence training* 2 adalah 39%, dan rata-rata nilai *confidence training* 3 adalah 38%.

Tahap selanjutnya yaitu diuji cobakan terhadap sistem dengan data acak dari puskesmas dan yang bersumber dari internet, di mana hasil yang ditunjukkan adalah hasil dari pembacaan data acak dengan dataset 300 gambar, dan hasil pembacaan data acak dengan dataset 600 gambar, dari hasil uji coba ini dengan menggunakan dataset 600 gambar sistem sudah dapat mendeteksi dengan baik untuk kondisi netral dimana pada saat dataset 300 gambar data tersebut hampir tidak ada. Hasil evaluasi performan dapat dilihat pada Tabel 4.6, dan Tabel 4.7 menunjukkan nilai *confidence*.

Tabel 4. 6 Hasil Evaluasi Data Acak

| Jumlah data gambar | Recall (%) | Presisi (%) | F1-score (%) | Akurasi (%) |
|--------------------|------------|-------------|--------------|-------------|
| 300 | 71.4 | 62.5 | 67 | 70 |
| 600 | 75 | 42.9 | 54.5 | 70 |

Tabel 4. 7 Nilai Confidence

| Gambar | Data Confidence dengan 300 dataset (%) | Data Confidence dengan 600 dataset (%) |
|-----------|--|--|
| 1 | 46.66 | 26.59 |
| 2 | 68.55 | 28.98 |
| 3 | 68.9 | 27.15 |
| 4 | 44.63 | 46.61 |
| 5 | 43.77 | 27.03 |
| 6 | 53.32 | 49.98 |
| 7 | 83.34 | 33.25 |
| 8 | 28.03 | 26.05 |
| 9 | 31.01 | 27.69 |
| 10 | 66.99 | 26.86 |
| Rata-rata | 53.02 | 32.02 |

4.2 Pengujian GSR

Untuk pengujian GSR ini dilakukan berdasarkan data yang telah diambil di Puskesmas imogiri 1, di mana untuk alat pendeteksi rasa nyeri ini menggunakan modul GSR dari Grove dengan selector ujungnya sedikit dimodifikasi agar elektroda dapat tertempel dengan baik di kaki bayi. Pengujian dilakukan kepada 12 bayi dengan 9 bayi yang masuk ke range umur penelitian. Pengujian ini juga dilakukan bersamaan dengan face recognition dan juga data suara yang nantinya data GSR akan dicocokkan dengan seluruh parameter. Pada Tabel 4.8 adalah hasil data raw pengujian sensor GSR. Informasi dari badan yang melakukan imunisasi diperoleh bahwa akan dilakukan 2 kali penyuntikan di mana suntikan pertama bayi biasanya merasakan nyeri ringan dan pada suntikan ke dua bayi akan merasakan rasa nyeri yang cukup berat, hal ini dikarena perbedaan komposisi vaksin dan juga efek ketika mengenai otot bayi.

Tabel 4. 8 Hasil Pembacaan Raw Data Sensor

| Data bayi | Kondisi | IPV imunisasi (satuan bit) | Pentabio imunisasi (satuan bit) |
|------------------|------------------|---------------------------------------|--|
| 1 | Saat disuntik | 180 | 394 |
| | Setelah disuntik | 150 | 390 |
| 2 | Saat disuntik | 120 | 250 |
| | Setelah disuntik | 80 | 200 |
| 3 | Saat disuntik | 180 | 360 |
| | Setelah disuntik | 150 | 340 |
| 4 | Saat disuntik | 160 | 250 |
| | Setelah disuntik | 150 | 0 |
| 5 | Saat disuntik | 185 | 250 |
| | Setelah disuntik | 180 | 245 |
| 6 | Saat disuntik | 180 | 300 |
| | Setelah disuntik | 180 | 250 |
| 7 | Saat disuntik | 340 | 380 |
| | Setelah disuntik | 335 | 360 |
| 8 | Saat disuntik | 180 | 280 |
| | Setelah disuntik | 150 | 250 |
| 9 | Saat disuntik | 180 | 280 |
| | Setelah disuntik | 150 | 250 |

Setelah diperoleh data raw dalam bit tersebut maka pada Tabel 4.9 dan Tabel 4.10 menunjukkan berapa nilai konduktansi yang diperoleh dari setiap bayi dimana untuk konversi nilai tersebut akan merubah nilai dari ohm Ω menjadi μS . Untuk rumus konversi dari data bit ke *human resistance* sudah disediakan oleh sensor grove dalam bentuk koding program seperti pada persamaan 5, dan untuk konversi nilai ohm ke konduktansi kulit menggunakan rumus pada persamaan 1 dengan satuan S, dari satuan tersebut akan di ubah menjadi μS .

$$\text{Human resistance} = ((1024+2*A0)*10000)/(512-A0) \quad (5)$$

Tabel 4. 9 Nilai Konduktansi untuk imunisasi IPV.

| Data bayi | Time (s) | IPV imunisasi dalam bit | Ohm (Ω) | μS |
|------------------|-----------------|--------------------------------|----------------------------------|---------------------------------|
| 1 | 1 | 180 | 41.687 | 24 |
| | 5 | 150 | 36.575 | 27 |
| 2 | 10 | 120 | 32.245 | 31 |
| | 15 | 80 | 27.407 | 36 |
| 3 | 20 | 180 | 41.687 | 24 |
| | 25 | 150 | 36.575 | 27 |
| 4 | 30 | 160 | 38.182 | 26 |
| | 35 | 150 | 36.575 | 27 |
| 5 | 40 | 185 | 42.630 | 23 |
| | 45 | 180 | 41.687 | 24 |
| 6 | 50 | 180 | 41.687 | 24 |
| | 55 | 180 | 41.687 | 24 |
| 7 | 60 | 340 | 99.070 | 10 |
| | 65 | 335 | 95.706 | 10 |
| 8 | 70 | 180 | 41.687 | 24 |
| | 75 | 150 | 36.575 | 27 |
| 9 | 80 | 180 | 41.687 | 24 |
| | 85 | 150 | 36.575 | 27 |

Tabel 4. 10 Nilai Konduktansi untuk imunisasi Pentabio

| Data bayi | Time (s) | Pentabio imunisasi dalam bit | Ohm (Ω) | μS |
|-----------|----------|------------------------------|------------------|---------|
| 1 | 1 | 394 | 153.559 | 6,5 |
| | 5 | 390 | 147.869 | 6,8 |
| 2 | 10 | 250 | 58.168 | 17,2 |
| | 15 | 200 | 45.641 | 21,9 |
| 3 | 20 | 360 | 114.737 | 8,7 |
| | 25 | 340 | 99.070 | 10,1 |
| 4 | 30 | 250 | 58.168 | 17,2 |
| | 35 | 0 | 20.000 | 50,0 |
| 5 | 40 | 250 | 58.168 | 17,2 |
| | 45 | 245 | 56.704 | 17,6 |
| 6 | 50 | 300 | 76.604 | 13,1 |
| | 55 | 250 | 58.168 | 17,2 |
| 7 | 60 | 380 | 135.152 | 7,4 |
| | 65 | 360 | 114.737 | 8,7 |
| 8 | 70 | 280 | 68.276 | 14,6 |
| | 75 | 250 | 58.168 | 17,2 |
| 9 | 80 | 280 | 68.276 | 14,6 |
| | 85 | 250 | 58.168 | 17,2 |

Uji sensitivitas dilakukan untuk mengetahui sensitivitas alat ukur dalam mengukur rasa nyeri pada bayi. Pengujian sensitivitas dilakukan dengan hipotesis menggunakan uji t-sampel berpasangan, di mana pada Tabel 4.11 dan 4.12 menunjukkan data hasil pengujian tersebut.

Tabel 4. 11 Uji Sensitifitas t-sampel untuk IPV imunisasi

| Data bayi | Saat di suntik (xi) | setelah disuntik(xi') | di (xi-x'i) | di (xi-x'i) ² |
|-----------|---------------------|-----------------------|-------------|--------------------------|
| 1 | 180 | 150 | 30 | 900 |
| 2 | 120 | 80 | 40 | 1600 |
| 3 | 180 | 150 | 30 | 900 |
| 4 | 160 | 150 | 10 | 100 |
| 5 | 185 | 180 | 5 | 25 |
| 6 | 180 | 180 | 0 | 0 |
| 7 | 340 | 335 | 5 | 25 |
| 8 | 180 | 150 | 30 | 900 |

| | | | | |
|-----------------------------|-----|-----|--------|-------|
| 9 | 180 | 150 | 30 | 900 |
| Jumlah | | | 180 | 5.350 |
| Rataan | | | 20 | 594 |
| Sd (simpangana baku) | | | 14,790 | |
| t (hitung) | | | 4,057 | |

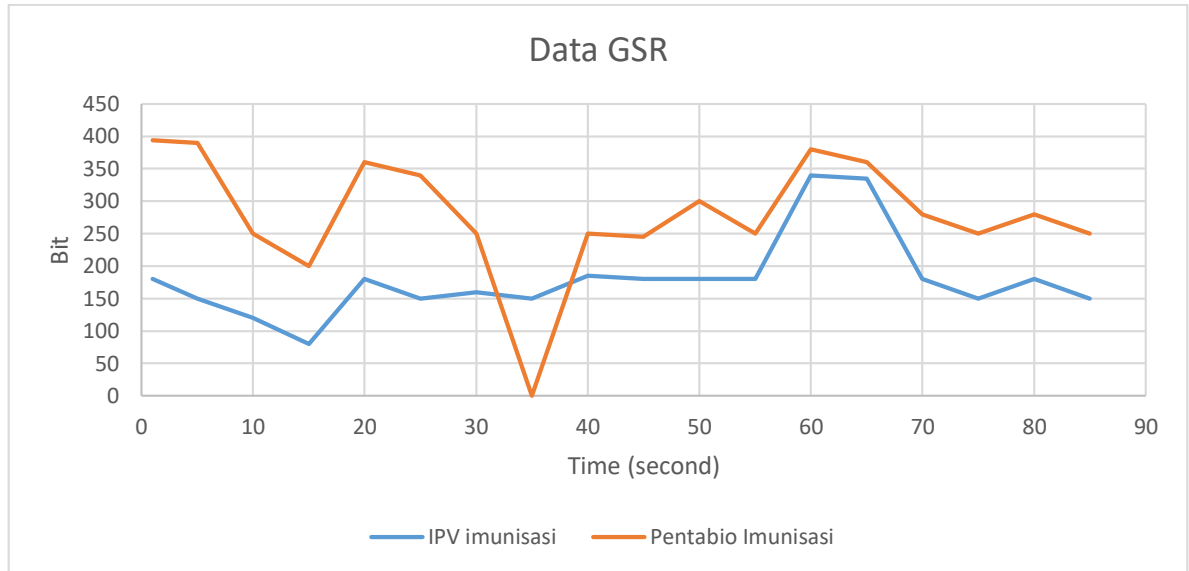
Dari hasil analisa maka data akan di cocokan dengan tabel t_{sampel} dengan nilai $\alpha=0,05$. Berdasarkan hasil uji hipotesis t_{sampel} berpasangan untuk sensitivitas, t_{hitung} memiliki nilai lebih besar dari nilai t_{α} ($4,057 > 1,8595$). Hal ini menunjukkan bahwa alat ukur rancangan dapat mengukur perubahan rasa nyeri pada suntikan pertama terhadap responden dengan baik. Dari hasil diatas juga dapat disimpulkan bahwa 5 detik setelah bayi di suntik, bayi atau responden masih merasakan nyeri meskipun intensitasnya rata-rata menurun.

Tabel 4. 12 Uji Sensitifitas t-sampel untuk Pentabio imunisasi

| Data bayi | Saat di suntik (xi) | Setelah disuntik(xi') | di (xi-x'i) | di (xi-x'i)^2 |
|---------------------------|----------------------------|------------------------------|--------------------|----------------------|
| 1 | 394 | 390 | 4 | 16 |
| 2 | 250 | 200 | 50 | 2500 |
| 3 | 360 | 340 | 20 | 400 |
| 4 | 250 | 0 | 250 | 62500 |
| 5 | 250 | 245 | 5 | 25 |
| 6 | 300 | 250 | 50 | 2500 |
| 7 | 380 | 360 | 20 | 400 |
| 8 | 280 | 250 | 30 | 900 |
| 9 | 280 | 250 | 30 | 900 |
| jumlah | | | 459 | 70141 |
| rataan | | | 51,000 | 7793,444 |
| Sd (simpanga baku) | | | 76,430 | |
| t(hitung) | | | 2,002 | |

Dari hasil analisa maka data akan di cocokan dengan tabel t_{sampel} dengan nilai $\alpha=0,05$. Berdasarkan hasil uji hipotesis t_{sampel} berpasangan untuk sensitivitas, t_{hitung} memiliki nilai lebih besar dari nilai t_{α} ($2,002 > 1,8595$). Hal ini menunjukkan bahwa alat ukur rancangan dapat mengukur perubahan rasa nyeri pada suntikan ke dua terhadap responden dengan baik.

Dari hasil diatas juga dapat disimpulkan bahwa 5 detik setelah bayi di suntik, bayi atau responden masih merasakan nyeri meskipun intensitas yang dirasakan rata-rata menurun. Pada Gambar 4.7 (a) menunjukkan grafik saat suntikan pertama dengan suntikan ke dua lalu 4.7 (b)(c) menunjukkan ekspresi nyeri ringan dan berat.



(a)



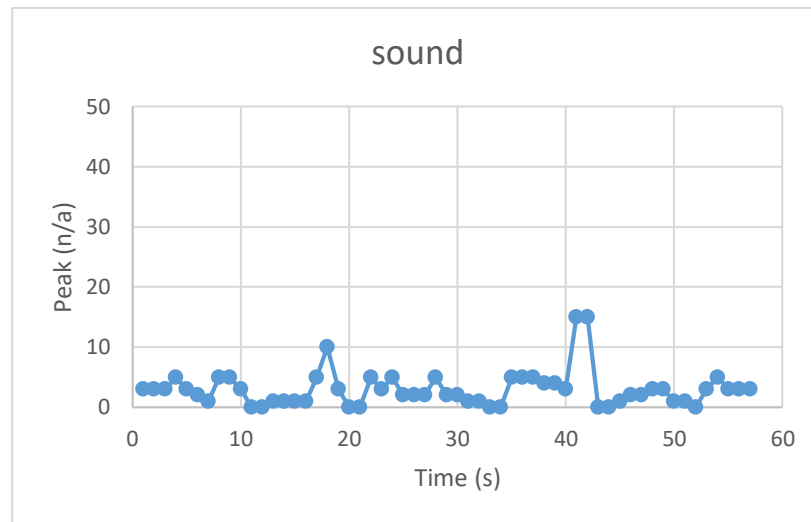
(b)

(c)

Gambar 4. 7 (A) Data Grafik Pembacaan GSR Saat Dilakukan Dua Kali Penyuntikan, (B) Saat Bayi Merasakan Nyeri Ringan (C) Saat Bayi Merasakan Nyeri Berat

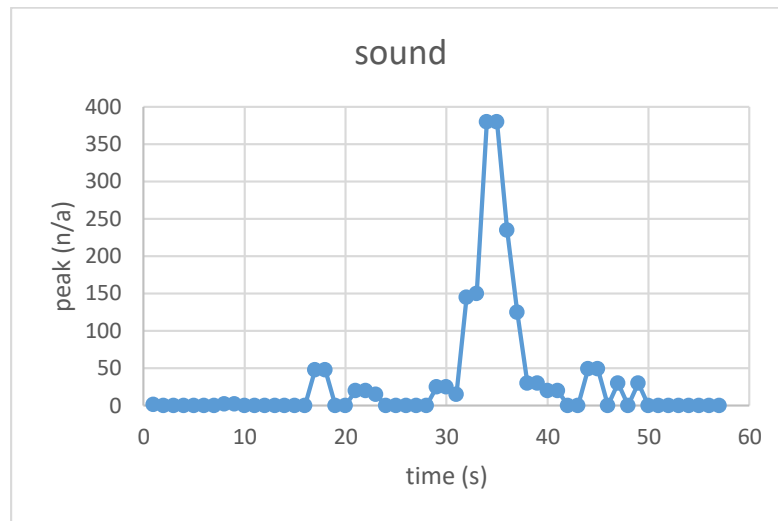
4.3 Pengujian *Voice Detector*

Untuk pengujian *Voice Detector* ini dibagi menjadi 2 yaitu pengujian untuk data suara nyeri dan pengujian untuk data suara sedih. Untuk data suara nyeri dilakukan berdasarkan data record suara yang diambil di Puskesmas 1 Imogiri dan beberapa puskesmas di Jogja, untuk uji voice detector saat bayi merasa sedih dilakukan dengan cara mengumpulkan beberapa video terkait bayi sedih yang ada di internet. Pada Gambar 4.8 menunjukkan ketika tidak ada *input* berupa suara.



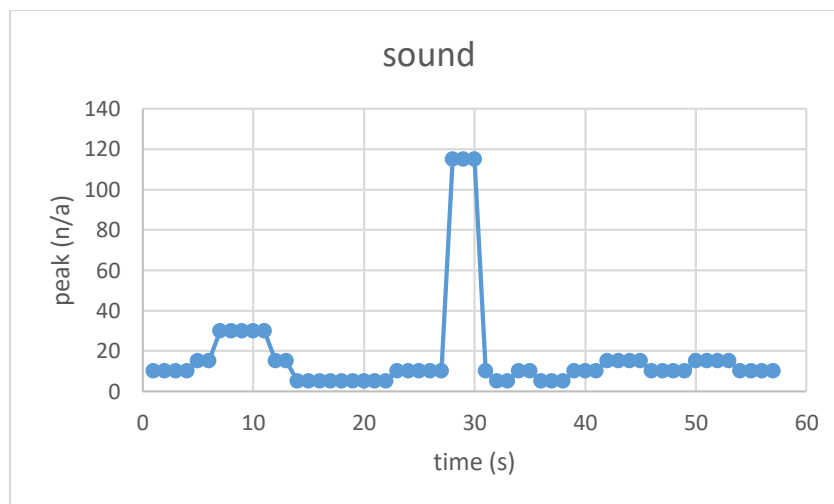
Gambar 4. 8 Keadaan Awal Tanpa *Input* Suara

Setelah diberi *sample* data diberikan yaitu data bayi saat disuntik maka profil pada grafik berubah seperti pada Gambar 4.8 dari data suara yang diambil pada sesi ini sebanyak 5 data bayi dapat di rangkum yaitu ketika mendapatkan suntikan imunisasi, bayi akan menangis disertai jeritan yang cukup tinggi jika dilihat pada Gambar 4.9 maka dapat dilihat *peak* tertinggi berada di 380 jika dirangkum dari 5 data bayi yang diuji ketika mendapatkan suntikan imunisasi maka diperoleh *range* data peak berkisar di antara 300-450 dan sangat fluktuatif bergantung dengan stimulus yang diberikan.



Gambar 4. 9 Ketika bayi disuntik dan merasakan nyeri

Dan saat pengujian pada data suara bayi saat keadaan sedih data grafik yang diperoleh cukup stabil dan tercatat *peak* tertinggi berada pada *range* 100-160 seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.10.

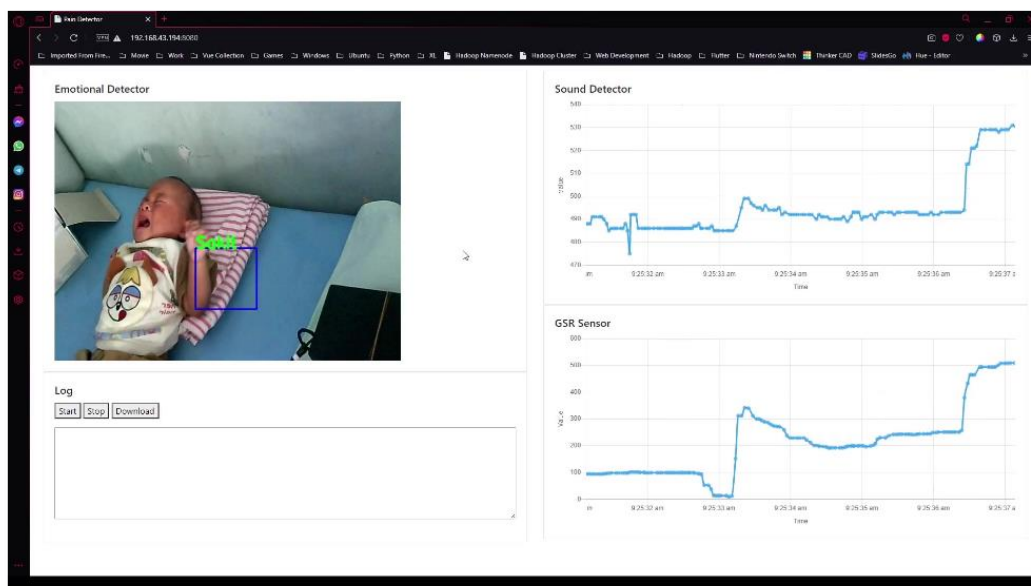


Gambar 4. 10 Ketika bayi menangis sedih

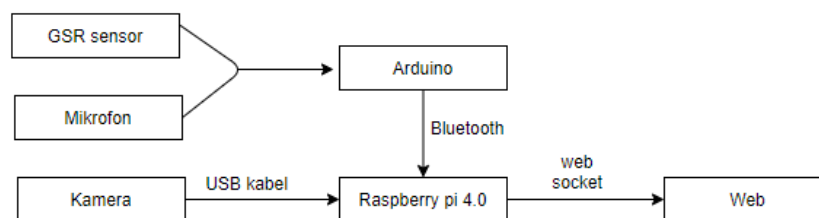
4.4 Pengujian 3 Parameter dalam Web *Pain Monitoring*

Pada tahap ini pengujian dilakukan dengan cara menggabungkan 3 parameter yang ada yaitu *face recognition*, *GSR*, dan *Voice detection*. Di mana untuk ke dua versi ini memiliki

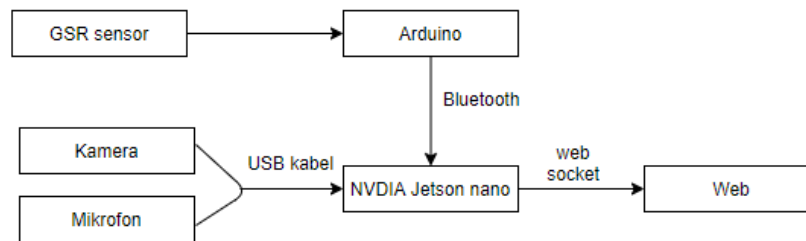
tampilan yang sama pada web seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.11 yang berbeda hanya penggunaan *board* yang digunakan, pada versi 1 yang digunakan adalah Raspberry pi 4.0 dan pada versi 2 yang digunakan adalah NVIDIA jetson nano. Untuk sistem kerjanya seperti yang di tunjukan pada Gambar 4.12 (a) diagram proses versi 1, (b) diagram proses versi 2. Untuk hasil pembacaan dari masing-masing parameter yang ada nantinya akan dikombinasikan untuk mendapatkan level nyeri pasien, tetapi pada saat ini output dari 3 parameter tersebut belum dilakukan pembobotan terkait level nyeri pasien. Saat ini web hanya memonitor pasien merasakan nyeri atau tidak dari perubahan emosi wajah, pembacaan grafik baik GSR dan suara



Gambar 4. 11 Web Pain Monitoring System



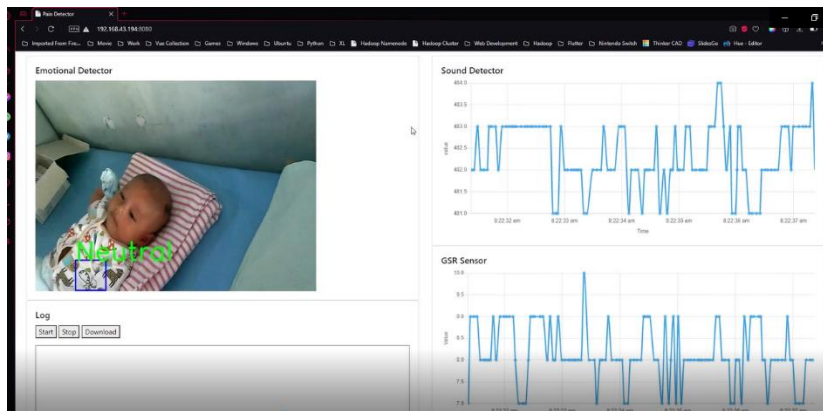
(a)



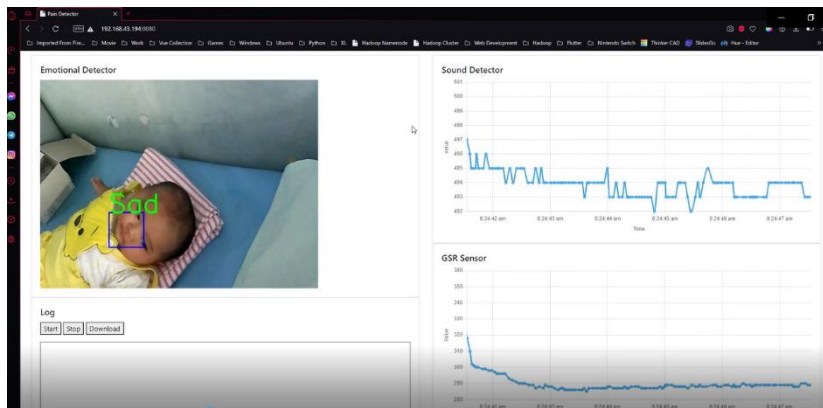
(b)

Gambar 4. 12 (a) diagram proses versi 1, (b) diagram proses versi 2

Dari hasil yang ditunjukkan Gambar 4.13 diperoleh bahwa baik dengan Raspberry ataupun NVIDIA sistem dapat terintegrasi dengan baik, dengan parameter seluruh data input dapat terbaca dengan baik di web tanpa ada hambatan, terutama untuk versi 1 yang telah diuji cobakan secara *real time* untuk pengujian langsung dengan bayi, sistem berjalan selama kurang lebih 5 jam dengan data anak bayi yang melakukan imunisasi sejumlah 12 anak.



(a)



(b)

Gambar 4.13 Hasil Pembacaan Pada Web Pain Monitoring

BAB V

KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Setelah melakukan seluruh tahapan dari mulai perancangan, pengujian dan juga analisa maka dapat diambil kesimpulan:

1. Telah berhasil dibuat alat untuk monitoring rasa nyeri pada bayi dengan 3 parameter yaitu emosi dari wajah bayi yang dibangun dengan AI, konduktansi kulit dan juga suara bayi, dengan *user interface* berupa web.
2. Data berhasil ditampilkan dan dikirimkan ke web *pain monitoring* sistem, telah di uji coba langsung kepada bayi sebanyak 12 bayi selama kurang lebih 5 jam di Puskesmas Imogiri 1 Yogyakarta.
3. Dari hasil percobaan dan analisa, untuk versi 1 *Face recognition* menggunakan Raspberry pi 4.0, tensorflow+ keras dan haar cascade dengan dataset yaitu 300 emosi didapatkan nilai presisi sebesar 60%, *recall* 50% dan *f1-score* 54%. Untuk versi 2 *face recognition* dibangun dengan NVIDIA Jetson nano, *framework pytorch* dan algoritma YOLOV3, dengan 300 dataset diperoleh nilai rata-rata *Confidence* sebesar 53.02%, presisi, recall, f1-score dan akurasi 71,4%, 62,5%,66,6%, 70%. Untuk pengujian dengan 600 dataset diperoleh rata-rata *confidence* 32.02%, presisi, recall, f1-score dan akurasi 75%,42.9%,54,5%,70%.
4. Untuk GSR dengan metode t-sampe diperoleh hasil untuk suntikan IPV imunisasi dengan nilai $\alpha=0,05$. t_{hitung} memiliki nilai lebih besar dari nilai t_{α} ($4,057 > 1,8595$). Pada suntikan Pentabio imunisasi memiliki nilai t_{α} ($2,002 > 1,8595$). Hal ini menunjukkan bahwa alat ukur rancangan dapat mengukur perubahan rasa nyeri.
5. Untuk mendeteksi rasa nyeri dengan suara jika anak merasakan rasa nyeri profile grafik yang muncul sangat fluktuatif sesuai dengan stimulus, tercatat *range* data peak berkisar di antara 300-450. Dan saat responden merasa sedih grafik yang muncul lebih stabil tercatat *range* 100-160.

5.2 Saran

1. Untuk menambah keakurasian pada saat deteksi emosi wajah menggunakan board jetson nano dengan menambahkan jumlah data bayi yang dimasukkan kedalam dataset.
2. Untuk proses training yang lebih baik dan lebih maksimal dilakukan pada PC atau server tersendiri karena pengalaman training data pada board jetson nano ini cukup lama dan menghasilkan panas pada board yang cukup tinggi.
3. Untuk voice detection kedepannya mungkin dapat dibuat program untuk AI-nya dengan jetson nano dengan data training dilakukan pada server atau PC tersendiri dikarenakan data suara akan lebih besar dari data gambar

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Kahsay, "Assessment and treatment of pain in pediatric patients," *Curr. Pediatr. Res.*, vol. 21, no. 1, pp. 148–157, 2017.
- [2] R. Sukiandra, "Mengenal Nyeri lebih dekat," *RS awal bros.* [Online]. Available: <http://awalbros.com/saraf/definisi-nyeri-adalah/>.
- [3] A. M. Kabes, J. K. Graves, and J. Norris, "Further validation of the nonverbal pain scale in intensive care patients," *Crit. Care Nurse*, vol. 29, no. 1, pp. 59–66, 2009, doi: 10.4037/ccn2009992.
- [4] Starship, "paediatric pain assessment," 2019. <https://www.starship.org.nz/guidelines/paediatric-pain-assessment/>.
- [5] E. E. harya wiratama, "Nyeri Akut Pada...", ERWIN HARYA WIRATMA, Fakultas Ilmu Kesehatan UMP, 2016, "Nyeri Akut Pada...", ERWIN HARYA WIRATMA, *Fak. Ilmu Kesehat. UMP, 2012*, pp. 1–26, 2018.
- [6] N. Alfi, "Konsep nyeri pada anak," pp. 1–44, 2011.
- [7] P.-B. F. Marilyn J. Hockenberry, PhD, RN, R.-N. (deceased) David Wilson, MS, and C. Cheryl C. Rodgers, PhD, RN, CPNP, *Wong's Essentials of Pediatric Nursing*, vol. 10. .
- [8] R. W. Hall and K. J. S. Anand, "Physiology of Pain and Stress in the Newborn," *Neoreviews*, vol. 6, no. 2, pp. e61–e68, 2005, doi: 10.1542/neo.6-2-e61.
- [9] C. Kit, "Using Pediatric Pain Scales," 2013, [Online]. Available: <https://www.uwhealth.org/healthfacts/pain/7590.pdf>.
- [10] A. Tjahya, "Penilaian nyeri," *Academia*, pp. 133–163, 2017, [Online]. Available: <http://www.academia.edu/download/49499859/pemeriksaan-dan-penilaian-nyeri.pdf>.
- [11] D. K. Wati, A. Pudjiadi, and A. Latief, "Validitas Skala Nyeri Non Verbal Pain Scale Revised Sebagai Penilai Nyeri di Ruang Perawatan Intensif Anak," *Sari Pediatr.*, vol. 14, no. 1, p. 8, 2016, doi: 10.14238/sp14.1.2012.8-13.
- [12] D. M. Jensen, "towardd automated pain detection in children using facial and electrodermal," *Physiol. Behav.*, vol. 176, no. 1, pp. 1570–1573, 2018, doi: 10.1038/s41395-018-0061-4.
- [13] J. Munsters, L. Wallstróm, J. Ågren, T. Norsted, and R. Sindelar, "Skin conductance measurements as pain assessment in newborn infants born at 22-27 weeks gestational age at different postnatal age," *Early Hum. Dev.*, vol. 88, no. 1, pp. 21–26, 2012, doi: 10.1016/j.earlhumdev.2011.06.010.
- [14] G. R. Lestari and T. Abuzairi, "Design of Portable Galvanic Skin Response Sensor for Pain Sensor," *Proceeding - ICoSTA 2020 2020 Int. Conf. Smart Technol. Appl. Empower. Ind. IoT by Implement. Green Technol. Sustain. Dev.*, pp. 5–9, 2020, doi:

10.1109/ICoSTA48221.2020.1570614094.

- [15] R. Seran, Hardiyanto, N. Husna, and Hendro, "Sensor Galvanic Skin Response (GSR) Berbasis Arduino Uno Sebagai Pendeteksi Tingkat Stres Manusia," *Pros. Skf 2015*, pp. 422–427, 2015.
- [16] R. Zhi, G. Zamzmi, D. Goldgof, T. Ashmeade, and Y. Sun, "Automatic Infants' Pain Assessment by Dynamic Facial Representation: Effects of Profile View, Gestational Age, Gender, and Race," *J. Clin. Med.*, vol. 7, no. 7, p. 173, 2018, doi: 10.3390/jcm7070173.
- [17] G. Zamzmi *et al.*, "Convolutional Neural Networks for Neonatal Pain Assessment," *IEEE Trans. Biometrics, Behav. Identity Sci.*, vol. 1, no. 3, pp. 192–200, 2019, doi: 10.1109/tbiom.2019.2918619.
- [18] R. Gibson and M. Kilcullen, "The Impact of Web-Cameras on Parent-Infant Attachment in the Neonatal Intensive Care Unit," *J. Pediatr. Nurs.*, vol. 52, pp. e77–e83, 2020, doi: 10.1016/j.pedn.2020.01.009.
- [19] Primaya Hospital, "Definisi Nyeri, Penyebab, dan Pengobatan," *Definisi Nyeri, Penyebab, dan Pengobatan*. <https://primayahospital.com/saraf/definisi-nyeri-tatalaksananya/>.
- [20] L. Sherwood, *Fisiologi manusia: dari sel ke system*. Brooks Cole, 2008.
- [21] R. Kaur and H. V. Gupta, "A study to assess the effectiveness of cough trick method in reducing pain among (6-12yrs) old children undergoing intravenous cannulation," pp. 127–129, 2019.
- [22] Y. Umar, Hanafi, S. Mardi, Nugroho, Susiki, and R. F. Rachmadi, "Deteksi Penggunaan Helm Pada Pengendara," 2020.
- [23] C. N. Liunanda, S. Rostianingsih, and A. N. Purbowo, "Implementasi Algoritma YOLO pada Aplikasi Pendeteksi Senjata Tajam di Android," *J. Infra*, vol. Vol 8, No., pp. 1–7, 2020.
- [24] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 2016-Decem, pp. 779–788, 2016, doi: 10.1109/CVPR.2016.91.
- [25] github, "YoloV3," 2021. <https://github.com/ultralytics/yolov3>.
- [26] R. A. Rajagede, "Modul CNN With Pytorch 0.4," 2018, [Online]. Available: <http://rianadam.web.ugm.ac.id>.
- [27] A. S. (Binus U. Hanugra, "OpenCV," 2017. <https://binus.ac.id/malang/2017/10/introduction-to-open-cv/>.
- [28] M. Syarif and Wijanarto, "Deteksi Kedipan Mata Dengan Haar Cascade Classifier Dan Contour Untuk Password Login," *Techno.com*, vol. 14, no. 4, pp. 242–249, 2015.

- [29] lucia maria aversa Villela, “HC-05,” *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2013.
- [30] komponen101, “HC-05.” 2020, [Online]. Available: <https://components101.com/wireless/hc-05-bluetooth-module>.
- [31] M. Ichwan, M. G. Husada, and M. Iqbal Ar Rasyid, “Pembangunan Prototipe Sistem Pengendalian Peralatan Listrik Pada Platform Android,” *J. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 13–25, 2013.
- [32] M. Schiavenato and C. L. Von Baeyer, “A quantitative examination of extreme facial pain expression in neonates: The primal face of pain across time,” *Pain Res. Treat.*, vol. 2012, 2012, doi: 10.1155/2012/251625.
- [33] M. Simon, *Facial Expressions Babies to Teens: A Visual Reference for Artists*. Watson-Guptill, 2008.

LAMPIRAN



UNIVERSITAS INDONESIA
FAKULTAS ILMU KEPERAWATAN

Gedung Fakultas Ilmu Keperawatan
Kampus UI, Depok, Jawa Barat 16424
T. 62 21 788 49 120 F. 62 21 786 41 24
E. fik@ui.ac.id | www.fik.ui.ac.id

SURAT KETERANGAN LOLOS KAJI ETIK

Nomor : SK-273/UN2.F12.D1.2.1/ETIK.FIK.2019

Komite Etik Penelitian, Fakultas Ilmu Keperawatan Universitas Indonesia dalam upaya melindungi hak azasi dan kesejahteraan subyek penelitian keperawatan, telah mengkaji dengan teliti proposal berjudul :

Pengembangan Alat Ukur Nyeri pada Bayi Berbasis Konduktansi Kulit

Nama peneliti utama : **Arie Kusumaningrum**

Nama institusi : **Fakultas Ilmu Keperawatan Universitas Indonesia**

Dan telah menyatakan bahwa proposal penelitian ini layak di laksanakan sesuai dengan prinsip etik penelitian.

Depok, 11 Desember 2019
Ketua Komite Etik FIK-UI

Prof.Dra. Setyowati, SKp, M.App.Sc, PhD
NIP195404271977032001