



Implementasi *Convolutional Neural Network* Untuk Deteksi Nyeri Bayi Melalui Citra Wajah Dengan YOLO

Tomy Abuzairi¹, Nurdina Widanti², Arie Kusumaningrum³, Yeni Rustina⁴

¹Teknik Elektro, Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia

²Teknik Biomedis, Departemen Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Indonesia

^{3,4}Fakultas Ilmu Keperawatan, Universitas Indonesia

tomy.abuzairi@ui.ac.id

Abstract

Pain in a baby is difficult to detect because the method for detecting pain is self-reporting even though babies themselves still cannot describe the pain verbally, then by observing changes in behavior in the form of facial expressions. 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 using the NVIDIA Jetson Nano Developer kit to help detect pain, especially in infants 0-12 months by using the Convolutional Neural Network (CNN) model with the PyTorch framework and the You Only Look Once (YOLO) algorithm with three detection classification is sad, neutral and sick. From the results of the study, it was found that the YOLO algorithm was able to detect the three classifications with mAP@0.5 value of sad 97,9%, neutral 99,2%, pain 96,9%, model accuracy 70%. The result of random check and the data from Puskesmas Imogiri 1 have accuracy value 90%.

Keywords: NVIDIA Jetson Nano Developer Kit, Pain, Baby, YOLO, PyTorch, CNN, Facial Expression.

Abstrak

Rasa nyeri yang kerap kali dirasakan oleh bayi dan sulit dideteksi hal ini dikarenakan metode untuk mendeteksi rasa nyeri bersifat *self-reporting* padahal untuk bayi sendiri masih belum dapat menjabarkan rasa nyeri tersebut dengan verbal, maka dengan mengamati perubahan perilaku berupa ekspresi wajah. Secara statistik 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 sistem prototipe dengan menggunakan NVIDIA Jetson Nano Developer kit untuk membantu mendeteksi rasa nyeri terutama pada bayi 0-12 bulan dengan menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan *framework* pytorch dan algoritma *You Only Look Once* (YOLO) dengan tiga klasifikasi pedeteksi yaitu sedih, netral dan nyeri. Dari hasil penelitian diperoleh hasil bahwa algoritma YOLO sudah dapat mendeteksi ke tiga klasifikasi tersebut dengan nilai mAP@0.5 sedih 97,9%, netral 99,2%, pada nyeri 96,9% dan akurasi model 70%. Hasil dari uji data acak dan data dari Puskesmas Imogiri 1 diperoleh nilai akurasi sebesar 90%.

Kata kunci: NVIDIA Jetson Nano Developer Kit, Nyeri, bayi, YOLO, Pytorch, CNN, Ekspresi Wajah.

1. Pendahuluan

Dengan semakin pesatnya kemajuan teknologi *computer vision*, salah satunya dengan memanfaatkan data citra wajah. Pengenalan citra wajah banyak digunakan untuk aplikasi presensi kelas dengan senyum [1], pengenalan wajah perokok [2], intensitas emosi [3], klasifikasi kelompok usia [4], dan untuk mendeteksi rasa nyeri[5].

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 [6]. Nyeri yang dirasakan bayi merupakan dampak dari penyakit yang dialami dan dampak dari tindakan klinik. Tindakan klinik ini dapat dikategorikan sebagai nyeri prosedural yaitu nyeri yang diakibatkan adanya prosedur medis seperti imunisasi, perawatan gigi, pungsi vena, maupun pemasangan infus.

Maka dari itu penanganan dan juga penilaian terhadap rasa nyeri ini perlu diperhatikan. Penilaian rasa nyeri terhadap anak-anak sulit sekali dilakukan karena metode yang sering dilakukan adalah *self-reporting* [7]. Untuk menunjang penilaian tersebut terdapat beberapa cara salah satunya yaitu melihat perubahan perilaku yang berkaitan dengan nyeri dapat dilihat dari ekspresi wajah serta respon verbal dari seseorang yang mengalami nyeri. Tidak seperti orang dewasa, bayi tidak bisa mengungkapkan rasa nyeri secara verbal. Namun demikian rasa nyeri dapat diprediksi dengan mengenali reaksi bayi.[8], [9], atau dapat juga menangkap aktivitas kelenjar keringat [10][11].

Beberapa metode yang sering digunakan untuk mengukur tingkat rasa nyeri pada anak adalah metode *Visual Analog Scale (VAS)*, *Verbal Rating Scale (VRS)*, *Numeric Rating Scale (NRS)*, *Wong Baker Pain Rating Scale* [12], *Neonatal/Infant Pain Scale (NIPS)*, *Faces Legs Activity Cry Consolability Revised Scale (FLACC-R)*[13]. Skala nyeri seperti *Wong Baker pain scale*, *comfort scales*, dan sebagainya umumnya tidak bisa menginterpretasikan nyeri secara keseluruhan, sedangkan *nonverbal pain scale (NVPS)* memiliki korelasi yang lebih kuat dalam mendeteksi rasa nyeri [14].

Perubahan ekspresi wajah pada bayi apakah merasa nyeri atau merasakan hal lain bisa dilihat dari perubahan pada alis, mata, mulut dan hidung. Jika bayi merasakan nyeri maka alis agak menurun, mulut terbuka condong membentuk persegi, mata tertutup rapat [5], [8], [9], [15][16]. Data perubahan wajah tersebut yang nantinya akan dilatih dengan memanfaatkan algoritma *deep learning* yaitu algoritma YOLO (*You Only Look Once*). Dengan tujuan mempermudah pendeteksian rasa nyeri pada bayi.

Deep learning yang digunakan untuk mendeteksi suatu objek membutuhkan komputasi power yang tinggi dan dibutuhkan *framework* yang dapat mengimplementasikan citra dengan optimal. PyTorch merupakan pengembangan dari Torch Framework yang awalnya berbahasa pemrograman Lua. Dibanding dengan framework lain, PyTorch memiliki sintaks yang lebih rapi dan sederhana. PyTorch memudahkan pengguna untuk menjalankan proses perhitungan pada GPU menggunakan CUDA framework[17].

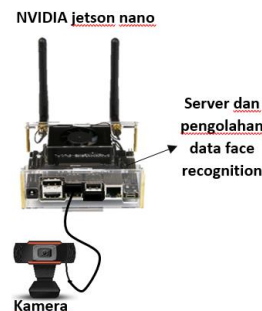
You Only Look Once (YOLO) merupakan sebuah metode yang dihasilkan oleh Joseph Redmon untuk melakukan *Object Detection*[18][19] yang memanfaatkan jaringan syaraf konvolusional (CNN) dalam mendeteksi objek. Di mana citra akan dibagi ke dalam grid berukuran $s \times s$ dari setiap grid akan memprediksi *bounding box* serta peta kelas masing-masing grid. Apabila pada satu grid terprediksi objek, maka pada grid tersebut akan diprediksi *bounding box* yang mengelilingi objek tersebut.

Beberapa penelitian sebelumnya terkait memberikan solusi dengan menggunakan data rekaman video lalu dianalisa dengan penilaian menggunakan metode *Non verbal pain scale revised (NVPSR)* yang memiliki korelasi yang kuat dengan WBPS dalam menilai nyeri pada anak. Sensitifitas yang cukup tinggi sebagai alat skrining nyeri namun memiliki spesifitas yang sedang sebagai alat diagnostik nyeri pada anak [14], lalu terdapat juga pengembangan dengan menggunakan wajah bayi, suara. Di mana pergerakan diambil dengan menggunakan kamera go-pro lalu dengan menggunakan metode *machine learning, svm classifier*, dengan output untuk menentukan *pain* atau *no pain* [20]. Serta terdapat pula dengan cara mengklasifikasikan respon wajah pada bayi menggunakan CNN ketika mengalami suatu rasa nyeri [21].

Oleh karena itu, pada penelitian ini, kami mengembangkan sebuah monitoring rasa nyeri terhadap bayi dimana penanganan awal berupa monitoring terhadap rasa nyeri dapat digunakan pada unit perawatan. Hasil monitoring tersebut digunakan untuk melakukan jenis tindakan pemulihan nyeri dan ketidaknyamanan lebih awal agar tidak menciptakan rasa trauma berkepanjangan terhadap bayi. Penelitian ini dibangun dengan menggunakan parameter perubahan emosi wajah bayi yang dikategorikan menjadi 3, yaitu netral, sedih dan nyeri, dengan *user interface* berupa *web monitoring system* yang dapat diakses oleh siapapun tanpa harus melakukan *install* program.

2. Metode Penelitian

Untuk meneliti rasa nyeri pada bayi dengan rentang umur 0-12 bulan yang melakukan prosedur medis berupa suntik imunisasi IPV dan juga Pentabio pada kaki bayi. Penelitian ini dilakukn di beberapa puskesmas di Yogyakarta, salah satunya adalah Puskesmas 1 Imogiri. Dimana untuk blok diagram sistem ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Blok Diagram Sistem

Untuk membangun sistem pendeteksi rasa nyeri ini dimulai dengan membuat dataset, training dan testing citra tersebut dan membuat user interface. Untuk sumber dataset akan dibuat sendiri dikarenakan objek yang diteliti memiliki rentang umur yang cukup kecil yaitu 0-

12 bulan, pada *the child affective facial expression set* (CAFÉ)[22] juga menyediakan dataset untuk anak-anak tetapi rentang umur yang tersedia mulai dari 2 tahun sampai 8 tahun.

2.1. Pembuatan Dataset

Pembuatan dataset dimulai dengan menentukan klasifikasi emosi yang akan dideteksi yaitu nyeri, netral dan sedih. Setelah menentukan klasifikasi dan juga rentang umur maka selanjutnya mengumpulkan data gambar, sebanyak 600 data gambar di kumpulkan dengan berbagai posisi bayi, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Data Gambar Untuk Training

Data ekspresi yang disiapkan mengacu pada literatur yang ada [5], [8], [9],[15],[16]. Proses selanjutnya adalah labeling dengan menggunakan tools *labelme*. Proses labeling 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 menunjukkan proses labeling data.



Gambar 3. Proses Labeling Dengan Labelme

Hasil Labeling

```
{
  "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",
```

2.2. Konversi Data Citra ke YOLO

Data yang diperoleh dari hasil labelme ini harus di konversi dengan menggunakan *preprocessing tool* menggunakan phyton 3.7. proses ini bertujuan untuk untuk membuat data dari.json menjadi data yang berkualitas dan siap digunakan pada algoritma YOLO.

Langkah dalam melakukan *preprocessing* data. Data cleaning mengisi missing value, mengidentifikasi outlier, menangani data noise, mengoreksi data yang tidak konsisten, dan menyelesaikan masalah redudansi data akibat integrasi data. Mengintegrasikan skema, mengidentifikasi masalah entitas, dan mendeteksi sekaligus menyelesaikan konflik pada nilai data. Melakukan cek data, apakah bboxnya sudah sesuai dengan waktu awal tagging di labelme. Meng-agregasi data, generalisasi data, normalisasi data, dan pembentukan atribut/fitur.

Konversi data citra ke YOLO

```
#import
from pathlib import Path
import PTI. Image as Image
#3rd party import
from tqdm import tqdm
#fungsi convert
def convertLtoY5(size,box):
    """
    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)
```

2.3. Training, Validasi, dan Testing

Data *training* ini dilakukan setelah didapatkan anotasi dari kelas-kelas objek yang dideteksi, parameter yang digunakan untuk melakukan training yang pertama adalah epoch banyaknya iterasi pelatihan data, lalu *batch* banyaknya data yang dipelajari tiap iterasi, ini biasanya disesuaikan dengan total data yang kita miliki dan kemampuan mesin kita mengolahnya, selanjutnya tradeoff jika datanya < 10K data maka *batch* tidak bisa besar meski VGA mumpuni, misal VRAMnya 12 GB, lalu ukuran gambar 240 px konsep pembacaan datanya seperti skimming. Model (FLOPS) menentukan VRAM yang dipakai di VGA, jenis FLOPS menentukan akurasi (IoU) maksimum dan menentukan FPS (*frame per second*).

Setelah dilakukan training dengan baik maka dilanjutkan untuk memvalidasi data tersebut, proses ini bertujuan untuk melihat bagaimana kinerja hasil training yang diperoleh. Cara untuk melakukan validasi yaitu ambil 20% sampai 25% data train, ubah menjadi data val, pindahkan data val 20% tersebut ke dalam folder val jangan tertukar label dengan image, buat *setting* yml di YOLO, dan terakhir buat shell script untuk train dan inference. Hasil nilai evaluasi ini akan terlihat pada nilai mAP yang akan tertera di akhir setelah sistem melakukan proses sesuai *script* dibawah ini.

Script train dan inference

```
python train.py --img 320 --batch 2 --epochs 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

Format Data

Train:

```
/run/media/dina/Binary/WorkCode/projects/Rontia/  
rontia-ashengine/images/train
```

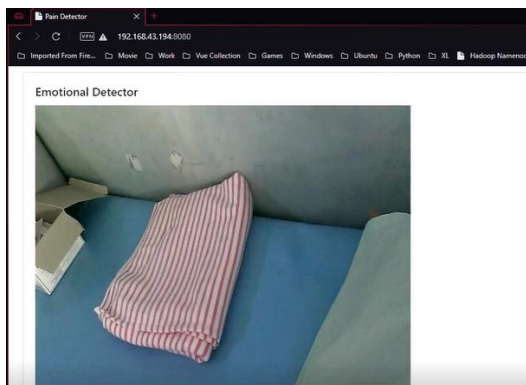
val:

```
/run/media/dina/Binary/WorkCode/projects/Rontia/  
rontia-ashengine/images/val nc: 3
```

names:

```
['Neutral', 'Pain', 'Sad']
```

Untuk proses data *testing* ini akan dipersiapkan sejumlah gambar, di mana pada tahap ini akan disiapkan 75 gambar uji diluar data *training*. Setelah di *testing* maka akan dilakukan evaluasi dengan beberapa metode evaluasi.



Gambar 4. Web *Pain Monitoring System*

ada 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. Gambar 4 menunjukkan web *pain monitoring system*.

2.4. Metode Evaluasi.

Terdapat beberapa metode untuk mengevaluasi kinerja sistem, yaitu *recall*, *presisi*, *F1 score*, *Intersection over Union*, *mean Average Precision*, dan Akurasi.

Recall didefinisikan sebagai rasio dari jumlah total contoh positif yang diklasifikasikan dengan benar dibagi dengan jumlah total contoh positif. *Recall* yang tinggi menunjukkan bahwa kelas dikenali dengan benar (FN sedikit), seperti terlihat pada persamaan 1.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (1)$$

Nilai presisi didapatkan dengan cara membagi jumlah total contoh positif yang diklasifikasikan dengan benar dengan jumlah total contoh positif yang diprediksi, seperti terlihat pada persamaan 2.

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

Dimana *True Positive* (TP) merupakan nilai aktual bernilai positif dan diprediksi positif juga, sedangkan *True Negative* (TN) merupakan nilai aktual bernilai negatif dan diprediksi negatif juga. *False Positive* (FP) merupakan nilai aktual bernilai negatif tetapi diprediksi positif, sedangkan *False Negative* (FN) merupakan nilai aktual bernilai positif tetapi diprediksi negatif.

Kondisi dimana *Recall* tinggi dan Presisi rendah artinya sebagian besar contoh positif dikenali dengan benar (FN rendah) tetapi ada banyak positif palsu (FP tinggi). Sedangkan kondisi *Recall* rendah dan Presisi tinggi artinya kehilangan banyak contoh positif (FN tinggi) dengan nilai positif palsu yang sedikit (FP rendah).

F1 Score merupakan perbandingan rata-rata presisi dan recall yang dibobotkan sesuai dengan persamaan 3.

$$F1\ score = 2 \times \frac{Recal \times precision}{Recal + precision} \quad (3)$$

Intersection over Union (IoU) merupakan metrik evaluasi untuk mengukur keakuratan detektor objek pada dataset tertentu. IoU dapat digunakan dengan ketentuan memiliki *ground-truth bounding box* pada dataset objek dan juga prediksi *bounding box* pada dataset objek. IoU merupakan perbandingan antara *ground-truth bounding box* dengan *predicted bounding box* pada model.

mean Average Precision (mAP) merupakan nilai rata-rata dari *Average Precision* (AP) yang membentuk metrik evaluasi untuk mengukur kinerja dari sebuah deteksi objek.

Untuk mendeteksi atau melihat akurasi pada model yang telah dibuat akan di uji coba dengan 100 gambar acak dan akan di analisa dengan menggunakan persamaan 4.

$$Akurasi = \frac{\text{Jumlah data yang benar}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100\%$$

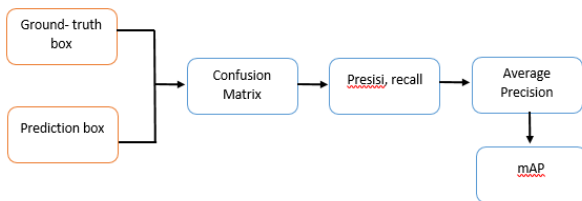
(4) merah adalah hasil *ground truth* dan kotak hijau seperti terlihat pada Gambar 8.

3. Hasil dan Pembahasan

Pada pengujian face recognition ini dibagi menjadi 2 tahap. Tahap pertama yaitu evaluasi model. Tahap kedua yaitu tahap pengujian terhadap data acak yang diambil dari internet dan juga data bayi yang saat pengujian langsung di Puskesmas Imogiri 1. Pertama data akan di ambil oleh webcam yang diletakan di kasur pasien atau dapat dilihat pada Gambar 5 data yang telah diambil akan di ekstraksi dan diolah di jetson nano dan akan di tampilkan pada web *pain monitoring system*. Untuk tahapan analisa *face recognition* ditunjukkan oleh Gambar 6.

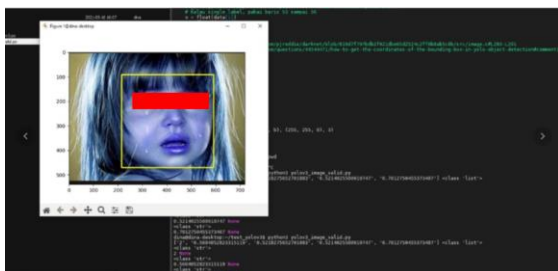


Gambar 5. Keadaan Saat Pengambilan Data Di Puskesmas Imogiri 1



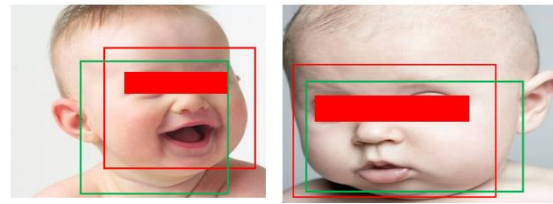
Gambar 6. Tahapan Evaluasi

Pada evaluasi pertama yaitu melihat data hasil testing anotasi dan hasil yang diperoleh data tersebut dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil Anotasi

Tahap evaluasi selanjutnya melihat *ground truth box* dan *prediction box* yang diperoleh dengan cara membandingkan hasil yang telah di deteksi sistem dengan hasil label di labelme, di mana untuk kotak



Gambar 8. Hasil *Ground Truth Box* Dan *Prediction Box*

Tahap selanjutnya adalah *training* model Pada sistem deteksi emosi wajah ini menggunakan *batch* 1 dengan *epoch* 50 yang artinya 1 data gambar akan dilakukan pelatihan data sebanyak 50 kali, hasil ini dipilih karena pada sistem menunjukkan nilai *mAP @0.5:0.95* ini berarti secara *real case* dengan iterasi dari akurasi 0,5 sampai 0,95. Dari data nilai *mAP* tes tersebut dapat diambil kesimpulan bahwa sistem sudah dapat mengenali model dengan baik dilihat dari nilai *mAP* yang lebih dari 50%.

Untuk evaluasi selanjutnya yaitu dengan menguji model dan mempersiapkan data uji sebanyak 75 gambar dari gambar tersebut nantinya akan dilihat tingkat akurasi dari model yang digunakan. Pada Gambar 9 menunjukkan data evaluasi dan Gambar 10 menunjukkan hasil pengujian model.



Gambar 9. Data Evaluasi Terhadap Model



Gambar 10. Hasil Data Evaluasi Terhadap Model


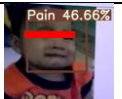




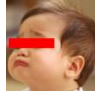





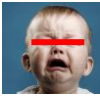




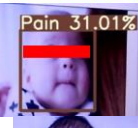

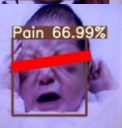
Dari 75 gambar uji yang digunakan proses selanjutnya adalah menganalisa dengan menggunakan rumus 4 untuk mengetahui tingkat akurasi model, diperoleh sebanyak 45 gambar benar mendeteksi dari 75 gambar dan hasil akurasi didapat sebesar 70%. Pada Tabel 1 ditunjukkan hasil evaluasi model.

Tabel 1. Evaluasi Performa Model

Kelas	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95	Data testing	Akurasi (%)
Netral	0,992	0,76	75	70
Nyeri	0,969	0,68		
Sedih	0,979	0,77		

Lalu dilakukan *sampling* 10 data acak. Pengujian dilakukan secara langsung di puskesmas dan data *sampling* yang telah disiapkan, seperti yang di tampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Uji Sistem

No	Data Gambar Uji	Label	Hasil
1		Nyeri	
2		Netral	
3		Nyeri	
4		Sedih	
5		Sedih	
6		Nyeri	
7		Nyeri	
8		Netral	
9		Netral	
10		Nyeri	

Dari data Tabel 2 tersebut akan dilakukan evaluasi dengan persamaan-persamaan 1–4. Tabel 3 adalah hasil evaluasi dari data acak yang dilakukan. Tabel 4 adalah hasil dari nilai *Confidence*.

Tabel 3. Hasil Uji Evaluasi Data Acak

Data acak	Presisi (%)	Recall (%)	F1-score (%)	Akurasi (%)
10	83	55,6	66,7	90

Tabel 4. Hasil *Confidence*

Data Gambar	Nilai <i>Confidence</i> (%)
1	46,66
2	28,05
3	68,90

4	44,63
5	43,77
6	53,32
7	83,84
8	26,05
9	31,01
10	66,99
Rata-Rata	49,30

4. Kesimpulan

Setelah melakukan seluruh tahapan dari mulai perancangan, pengujian dan juga analisa dan dapat diambil kesimpulan alat untuk mengukur tingkat rasa nyeri pada bayi sudah berhasil di buat dengan user interface berupa web. Untuk *face recognition* dibangun dengan framework *pytorch* dan algoritma YOLOV3, untuk dataset terdiri dari total 600 emosi bayi sedih, netral dan nyeri dengan rentang umur 0 – 12 bulan dengan hasil mAP@0.5 sedih 97,9%, netral 99,2%, pada nyeri 96,9% dan akurasi model 70%. Dengan kata lain algoritma YOLO ini sudah dapat mendeteksi sangat baik terhadap model yang diberikan. Dan saat dibuktikan dengan menggunakan data acak yang berasal dari pengambilan langsung di Puskesmas Imogiri 1 dan juga data referensi lain terbukti nilai akurasi menjadi 90%. Berdasarkan hasil diatas dan telah diuji cobakan terhadap bayi secara real time dengan testimoni user langsung, bahwa pendeteksian rasa nyeri saat melakukan prosedur medis berupa imunisasi ini dapat membantu para bidan dan perawat disana.

Kode Etik

Penelitian ini sudah lolos kode etik sebelum dilakukannya tes kepada pasien, dengan nomor SK-273/UN2.F12D1.2.1/ETIK.FIK.2019.

Ucapan Terimakasih

Penelitian ini dibiayai oleh Hibah Penelitian Dasar Unggulan Perguruan Tinggi (PDUPT) 2021 Nomor: NKB-214/UN2.RST/HKP.05.00/2021 dari Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi Republik Indonesia.

Daftar Rujukan

- [1] Miftakhurrokhmat, R. A. Rajagede, and R. Rahmadi, "Presensi Kelas Berbasis Pola Wajah, Senyum dan Wi-Fi Terdekat dengan Deep Learning," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 31–38, 2021. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i1.2575>
- [2] R. mulyadi Yusni and Zaini, "Identifikasi Pengenalan Wajah Perokok Menggunakan Metode Principal Component Analysis," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 5, pp. 892–898, 2020. <https://doi.org/10.29207/resti.v4i5.2272>
- [3] L. Farokhah, "Implementasi Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Variasi Intensitas Emosi pada Dynamic Image Sequence," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 4, no. 6, pp. 1070–1076, 2020. <https://doi.org/10.29207/resti.v4i6.2644>

- [4] S. S. Panna and Betrisandi, "Klasifikasi Kelompok Usia Melalui Citra Wajah Berbasis Image Texture Analysis pada Sistem Automatic Video Filtering," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 3, pp. 429–434, 2019. <https://doi.org/10.29207/resti.v3i3.1280>.
- [5] Y. Kristian, "Analisa citra wajah bayi untuk deteksi nyeri dan tangis menggunakan multi stage classification dan deep learning," 2018.
- [6] H. Kahsay, "Assessment and treatment of pain in pediatric patients," *Curr. Pediatr. Res.*, vol. 21, no. 1, pp. 148–157, 2017.
- [7] Starship, "paediatric pain assessment", 2019. <https://www.starship.org.nz/guidelines/paediatric-pain-assessment/>.
- [8] M. J. Hockenberry, C. C. Rodgers, D. Wilson, "Wong's essentials of pediatric nursing", *Elsevier Health Sciences*, 2021.
- [9] 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. <https://doi.org/10.1542/neo.6-2-e61>.
- [10] 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. <https://doi.org/10.1109/ICoSTA48221.2020.1570614094>.
- [11] J. J. Braithwaite *et al.*, "A Guide for Analysing Electrodermal Activity (EDA) Skin Conductance Responses (SCRs) for Psychological Experiments," pp. 1–42, 2013, [Online]. <http://www.bhamlive.bham.ac.uk/Documents/college-les/psych/saal/guide-electrodermal-activity.pdf%5Cnhttp://www.birmingham.ac.uk/documents/college-les/psych/saal/guide-electrodermal-activity.pdf%0Ahttps://www.birmingham.ac.uk/Documents/college-les/psych/sa>.
- [12] A. Tjahya, "Penilaian nyeri," *Academia*, pp. 133–163, 2017, [Online]. <http://www.academia.edu/download/49499859/pemeriksaan-dan-penilaian-nyeri.pdf>.
- [13] C. Kit, "Using Pediatric Pain Scales," 2013, [Online]. <https://www.uwhealth.org/healthfacts/pain/7590.pdf>.
- [14] 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. <https://doi.org/10.14238/sp14.1.2012.8-13>.
- [15] D. M. Jensen, "towardd automated pain detection in children using facial and electrodermal," *Physiol. Behav.*, vol. 176, no. 1, pp. 1570–1573, 2018. <https://doi.org/10.1038/s41395-018-0061-4>.
- [16] M. W. Sullivan and M. Lewis, "Emotional expressions of young infants and children a practitioner's primer," *Infants Young Child.*, vol. 16, no. 2, pp. 120–142, 2003. <https://doi.org/10.1097/00001163-200304000-00005>.
- [17] R. A. Rajagede, "Modul CNN With Pytorch 0.4," 2018, [Online]. <http://rianadam.web.ugm.ac.id>.
- [18] 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. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>.
- [19] github, "YoloV3," 2021. <https://github.com/ultralytics/yolov3>.
- [20] R. Zhi, G. Zamzmi, D. Goldgof, T. Ashmeade, T. Li, and Y. Sun, "Infants' pain recognition based on facial expression: Dynamic hybrid descriptions," *IEICE Trans. Inf. Syst.*, vol. E101D, no. 7, pp. 1860–1869, 2018. <https://doi.org/10.1587/transinf.2017EDP7272>.
- [21] 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. <https://doi.org/10.1109/tbiom.2019.2918619>.
- [22] THE CHILD AFFECTIVE FACIAL EXPRESSION SET (CAFE), "Dataset." [Online]. <https://www.childstudycenter-rutgers.com/the-child-affective-facial-expression-se>.