

PENGEMBANGAN APLIKASI PENGENALAN BAHASA ISYARAT ABJAD SIBI MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)

Mutiara Sholawati, Karina Auliasari, FX. Ariwibisono

Program Studi Teknik Informatika S1, Fakultas Teknologi Industri
Institut Teknologi Nasional Malang, Jalan Raya Karanglo km 2 Malang, Indonesia
1818097@scholar.itn.ac.id

ABSTRAK

Menyampaikan informasi dibutuhkan bahasa yang mudah dipahami. Penyandang tunarungu memiliki bahasa tersendiri dalam komunikasi yaitu bahasa isyarat. Bahasa isyarat SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) sering digunakan dalam kondisi formal. Pemahaman mengenai bahasa isyarat perlu ditanamkan sejak dini. Di SDLB Purworejo III Kota Pasuruan telah diajarkan bahasa isyarat. Namun dalam proses pembelajarannya masih menggunakan buku panduan, video pembelajaran atau bahkan peragaan secara langsung oleh guru. Pada penelitian ini dilakukan proses klasifikasi peragaan bahasa isyarat abjad SIBI berdasarkan peragaan secara langsung oleh guru maupun murid di depan kamera secara realtime. Aplikasi dibuat berbasis web serta proses klasifikasi menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Dataset berupa citra digital peragaan abjad SIBI diperoleh dari 1 orang guru dan 3 orang murid penyandang tunarungu, diperoleh total dataset 416 citra terdiri dari 384 citra hasil pengambilan gambar dan 32 citra digital hasil konversi video peragaan bahasa isyarat abjad J dan Z karena peragaan berupa gerakan aktif. Keluaran dari sistem ini berupa label kelas abjad dan nilai probabilitas hasil klasifikasi yang ditampilkan pada webcam dalam website. Pengujian melibatkan 2 orang relawan dengan melakukan uji coba sebanyak 52 kali menggunakan model klasifikasi hasil training. Berdasarkan pengujian menggunakan rumus confusion matrix, diperoleh nilai accuracy, recall, specificity dan sensitivity sebesar 80,76% .

Kata kunci: Bahasa Isyarat, Abjad SIBI, Convolutional Neural Network, Deep Learning, Keras, Tensorflow

1. PENDAHULUAN

Komunikasi adalah suatu proses penyampaian informasi dari satu pihak kepada pihak lain. Penyandang tunarungu berkomunikasi menggunakan bahasa isyarat. Di Indonesia, Bahasa Isyarat yang sering digunakan dalam kondisi formal yaitu bahasa isyarat SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia). Bahasa Isyarat SIBI dibangun dengan mengadopsi dari bahasa isyarat American Sign Language (ASL) serta disusun dengan memperhatikan sintaksis Bahasa Indonesia. Pembelajaran bahasa isyarat SIBI di Sekolah Dasar Luar Biasa (SDLB) menggunakan buku panduan, video peragaan atau peragaan secara langsung oleh guru saat proses belajar mengajar. Di tempat studi kasus dalam penelitian ini yaitu SDLB Negeri Purworejo III, belum tersedia teknologi yang menunjang proses pembelajaran bahasa isyarat.

Pada beberapa penelitian sebelumnya, telah dikembangkan teknologi pengenalan bahasa isyarat, dihasilkan sistem klasifikasi bahasa isyarat belum bersifat *realtime*. Namun, penggunaannya masih dibatasi secara internal dan tidak dapat diakses secara umum melalui internet. Pada sistem tersebut, klasifikasi masih dilakukan secara manual dengan cara menginputkan file gambar peragaan bahasa isyarat oleh pengguna (penyandang tunarungu) lalu dihasilkan label kelas abjad SIBI. Hal ini mengurangi efisiensi dalam proses belajar karena pengguna tidak memperagakan secara langsung, sehingga dikhawatirkan pemahaman tentang bahasa isyarat abjad SIBI akan memudar.

Berdasarkan permasalahan yang diuraikan diatas, maka dibutuhkan aplikasi pengenalan bahasa isyarat abjad SIBI untuk mengklasifikasikan peragaan bahasa isyarat SIBI berdasarkan kelas abjad secara *real-time*. Sehingga penyandang tunarungu mampu memperagakan bahasa isyarat secara langsung melalui webcam. Sistem yang dibuat berbasis web menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Dengan adanya aplikasi ini diharapkan dapat memudahkan penyandang tuna rungu dalam memahami bahasa isyarat abjad SIBI dan secara tidak langsung meningkatkan rasa percaya diri penyandang tunarungu dalam menyampaikan pendapat di forum umum.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Terdapat beberapa penelitian mengenai klasifikasi bahasa isyarat, diantaranya oleh Ahmad Rozani, Karina Auliasari dan Ahmad Faisol di tahun 2017 dengan menghasilkan aplikasi pengenalan bahasa isyarat abjad berbasis dekstop menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan dengan akurasi sebesar 77.08% [1]. Di tahun yang sama M. Dedy Rosyadi, dkk membuat aplikasi pengenalan realtime bahasa isyarat Indonesia menggunakan segmentasi YCBCR. Proses klasifikasi pada aplikasi menggunakan metode SVM (*Support Vector Machine*) [2].

Pada tahun 2018, Arfian mengimplementasikan metode *Convolutional Neural Network* dalam mengklasifikasikan jenis transportasi

tradisional. Dalam pembuatan sistemnya menggunakan library Keras serta menggunakan bahasa pemrograman R, serta menghasilkan akurasi 75% [3]. Di tahun yang sama Candra Kusuma Dewa, dkk menerapkan metode MLP dan CNN pada penelitiannya untuk mengklasifikasikan tulisan tangan aksara Jawa. Pengujian dilakukan dengan membandingkan model CNN dengan model MLP, diperoleh akurasi model CNN lebih baik daripada model MLP [4].

Kemudian pada tahun 2019, Mochammad Bagus Setiyo Bakti, dkk melakukan penelitian untuk mengklasifikasikan angka sistem bahasa isyarat Indonesia menggunakan metode CNN diperoleh akurasi 98,89% [5]. Di tahun 2020, Devina Yolanda, dkk melakukan penelitian untuk mengklasifikasikan bahasa isyarat abjad dengan menerapkan metode CNN dan RNN. Hasil penelitian memperoleh nilai akurasi 60,58% [6]. Di tahun yang sama, Ferdian Rachardi membuat aplikasi berbasis mobile yang mampu mendeteksi gesture kosakata bahasa isyarat berdasarkan lirik lagu "Bidadari Tak Bersayap" menggunakan metode CNN, diperoleh akurasi pengujian sebesar 93,5% [7].

Penelitian terkait pengenalan bahasa isyarat juga terjadi di tahun 2021, Ilham Rizaldy Widy Putra membuat sistem deteksi simbol bahasa isyarat Saya, Kamu, Dia, Cinta, Maaf dan Sedih menggunakan metode CNN [8]. Di tahun 2021, Mohammad Farid Naufal, dkk membuat penelitian menggunakan metode CNN untuk mengklasifikasikan objek peragaan permainan gunting, batu dan kertas dengan memperoleh akurasi klasifikasi sebesar 97,66% [9]. Di tahun yang sama, Darmatasia membuat penelitian untuk mengklasifikasikan bahasa isyarat SIBI menggunakan metode Gradient-CNN, penelitian ini memperoleh akurasi sebesar 98% [10].

2.2. Bahasa Isyarat

Bahasa isyarat merupakan bahasa komunikasi bagi penyandang tunarungu dalam menyampaikan informasi. Namun, dalam proses komunikasinya dilakukan secara manual melalui gerakan tangan, bibir dan tubuh [5].

2.3. SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia)

SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) adalah bahasa isyarat yang mengadaptasi gerakan ASL (*American Sign Language*). Bahasa isyarat abjad SIBI memiliki 26 gerakan yang mewakili 26 alphabet yang terdiri dari 24 peragaan berupa gerakan pasif serta 2 peragaan berupa gerakan aktif (J dan Z) menggunakan satu tangan. SIBI sering digunakan dalam komunikasi formal, dalam penerapannya digunakan dalam proses belajar mengajar di SLB. Peraturan Menteri Pendidikan Republik Indonesia nomor 0161/U/1994 mengatur tentang penggunaan SIBI dalam SLB [11].

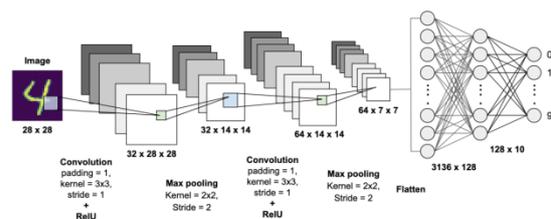
2.4. Deep Learning

Deep learning adalah algoritma neural network dengan input berupa metadata. Kemudian input tersebut akan diolah menggunakan fungsi transformasi non linier yang disusun berlapis-lapis serta mendalam [10].

Deep learning tersusun atas lapisan tersembunyi (hidden layer) yang berfungsi melatih serangkaian metadata berdasarkan output dari neuron sebelumnya. Neural network pada deep learning terbentuk atas hirarki sederhana yang terdiri dari banyak lapisan (multi layer) [12].

2.5. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu jenis algoritma neural network yang didesain untuk memproses data citra. Algoritma CNN digunakan untuk mempelajari serta mendeteksi feature pada citra digital. Data yang digunakan dalam algoritma CNN merupakan citra digital berupa data 2 dimensi. CNN termasuk algoritma deep learning. CNN tersusun atas beberapa neuron yang memiliki bias, weight, serta activation function [10]. Ilustrasi arsitektur metode CNN ditunjukkan pada gambar 1.

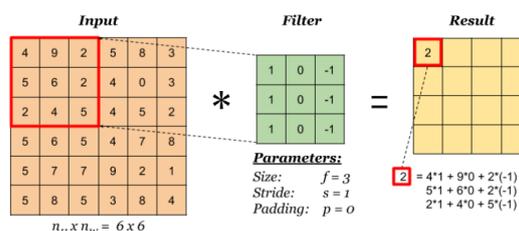


Gambar 1. Arsitektur *Convolutional Neural Network* [14]

Pada Gambar 1. merupakan ilustrasi arsitektur metode CNN yang terdiri atas tiga bagian, antara lain *input*, *feature extraction* dan *classification*. Pada layer *feature extraction* terdapat beberapa layer antara lain:

a. *Convolutional layer*

Convolutional layer merupakan proses ekstrasi fitur pada citra dengan menggunakan filter atau kernel. Proses konvolusi dilakukan dengan menggeser filter hingga mencakup seluruh bagian citra. Jumlah pergeseran filter disebut *stride*. Apabila pada proses konvolusi ingin mengekstraksi semua pixel pada citra, maka dapat dilakukan dengan cara menambah pixel bernilai 0 pada setiap sisi matrix. Setiap pergeseran filter akan dilakukan perkalian matriks antara matriks input dengan matriks filter, hasil dari proses tersebut berupa matriks 2 dimensi [14].



Gambar 2. Ilustrasi perhitungan konvolusi[14]

Untuk menghitung dimensi dari *feature map* kita bisa gunakan rumus sebagai berikut [3].

$$\text{Output f. maps} = \frac{W - N + 2P}{S} + 1 \dots \dots (2.1)$$

Keterangan:

W = Ukuran Input N = Ukuran Filter

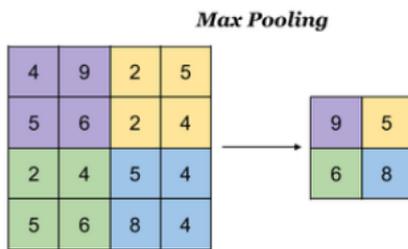
P = Padding S = Stride

Hasil *feature map* pada proses konvolusi akan dinormalisasi menggunakan fungsi aktivasi ReLu, dengan rumus:

$$\text{ReLu}(x) = \max(0, x) \dots \dots \dots (2.2)$$

b. *MaxPooling Layer*

Mengurangi dimensi matriks hasil konvolusi. Proses pooling bertujuan untuk mempercepat proses komputasi [14]

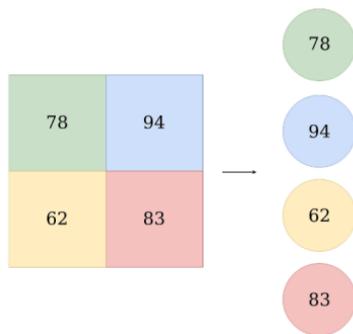


Gambar 3. Ilustrasi maxpooling [14].

Pada layer *classification* terdapat beberapa layer diantaranya:

a. *Flatten*

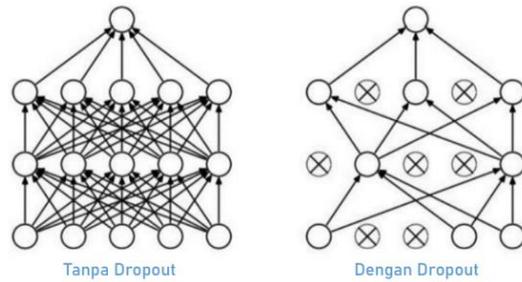
Proses mengubah matriks hasil *feature learning* yang berupa matriks 2 dimensi menjadi 1 dimensi.



Gambar 4. Ilustrasi flatten [14].

b. *Dropout*

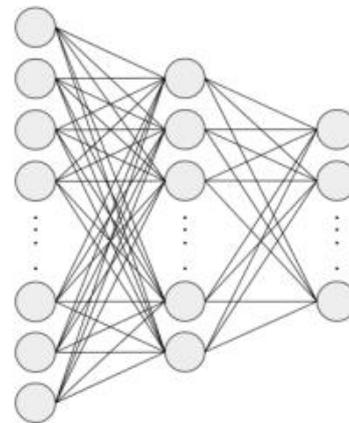
Proses menghilangkan sementara neuron yang dianggap noise secara acak guna mencegah terjadinya overfitting [10].



Gambar 5. Ilustrasi dropout[14].

c. *Fully Connected Layer*

Menyatukan semua neuron menjadi satu dimensi dari data hasil proses *feature learning* yang telah melalui *flatten* ke dalam bentuk vektor[3].



Gambar 6. Ilustrasi *fully connected* [14].

d. Fungsi Softmax

Menghitung nilai probabilitas dari tiap kelas target dengan semua kelas target. Rentang nilai probabilitas dari hasil perhitungan softmax yaitu antara 0 hingga 1[10]. Rumus fungsi softmax ditunjukkan pada persamaan 2.3

$$\text{softmax}(x_i) = \frac{\exp(x_i)}{\sum_{j=1}^n \exp(x_j)} \dots (2.3)$$

2.6. *Categorical Cross-Entropy Loss*

Fungsi kerugian (fungsi optimisasi skor) merupakan 1 dari 2 parameter yang dibutuhkan untuk membuat model. Nilai yang dioptimalkan merupakan nilai rata-rata array output pada semua titik data[3]

2.7. **Adam**

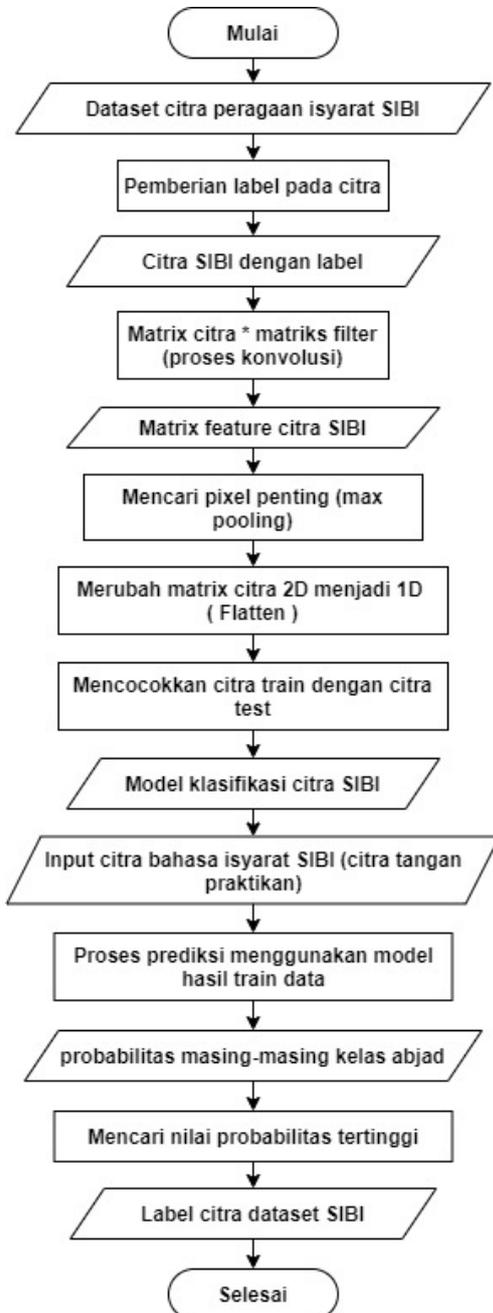
Adam termasuk salah satu algoritma optimisasi (optimizer). Penerapan algoritma optimisasi bertujuan memperoleh nilai bobot optimal, mengurangi kesalahan serta meningkatkan akurasi [3].

2.8. **Evaluasi Klasifikasi**

Proses evaluasi hasil percobaan dilakukan dengan cara membandingkan serta menganalisis kinerja dari klasifikasi citra digital. Dalam penelitian ini, evaluasi dilakukan dengan menghitung nilai

3.4. Flowchart Convolutional Neural Network

Flowchart metode Convolutional Neural Network menggambarkan alur dari metode CNN dalam proses training serta klasifikasi. Berikut flowchart metode Convolutional Neural Network dapat dilihat pada gambar 10.



Gambar 10. Flowchart Convolutional Neural Network

3.5. Flowchart Pengenalan Abjad SIBI

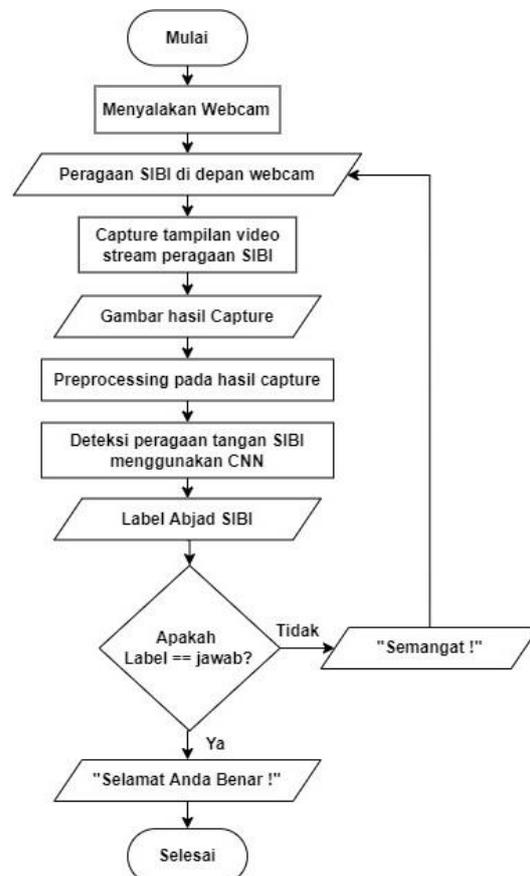
Proses pengenalan Abjad SIBI menggunakan data hasil capture webcam saat user memperagaan bahasa isyarat SIBI. Berikut alur proses pengenalan abjad SIBI:



Gambar 11. Flowchart Pengenalan Abjad SIBI

3.6. Flowchart Kuis SIBI

Proses pengenalan peragaan Abjad SIBI pada fitur kuis menggunakan data hasil capture webcam saat user memperagaan bahasa isyarat SIBI. Berikut alur proses pengenalan abjad SIBI pada fitur kuis.



Gambar 12. Flowchart proses kuis peragaan SIBI

3.7. Pembentukan Arsitektur CNN

Penerapan model arsitektur metode CNN yang akan digunakan dalam proses training data citra peragaan SIBI. Data input berupa citra RGB dengan ukuran 200x200pixel. Output shape dapat diperoleh dari persamaan (2.1), output shape ditunjukkan pada tabel 2 seperti berikut:

Tabel 2. Tabel Arsitektur metode CNN

Layer Type	Output Shape	Keterangan
conv2d	(None, 196,196,32)	Filter_size = 5x5 Stride = 1 Act = ReLu
Maxpooling2d	(None, 98,98,32)	Pool_size = 2x2
conv2d_1	(None, 94,94,64)	Filter_size = 5x5 Stride = 1 Act = ReLu
Maxpooling2d_1	(None, 47,47,64)	Pool_size = 2x2
Flatten	(None, 141367)	-
dense	(None, 64)	Act = Relu
dense_1	(None, 26)	Act = Softmax

Setelah membuat model arsitektur CNN, dilanjutkan proses training menggunakan acuan nilai parameter yang ditunjukkan pada tabel 3.

Tabel 3. Parameter training CNN

Parameter	Nilai
Epoch	50
Batch size	32
Loss Function	Categorical Cross Entropy
Optimizer	Adam
Optimizer metrics	Accuracy

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Implementasi Preprocessing Citra

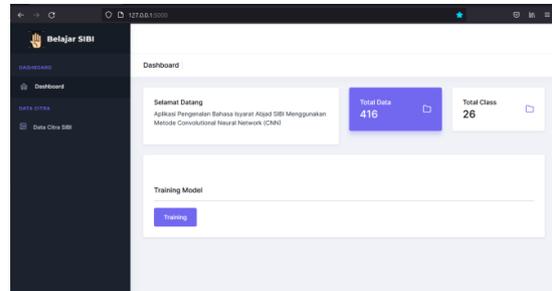
Implementasi ini merupakan tahap *preprocessing* yang terdiri dari tahap konversi video menjadi frame. Daerah tangan peragaan bahasa isyarat abjad SIBI telah ditetapkan. Kemudian dilakukan cropping pada daerah peragaan bahasa isyarat. Hasil akhir *preprocessing* akan disimpan pada penyimpanan internal sistem. Sample data yang telah menerapkan *preprocessing*, berikut hasil citra *preprocessing*:



Gambar 13. Sample hasil *preprocessing* (abjad A)

4.2. Halaman Dashboard

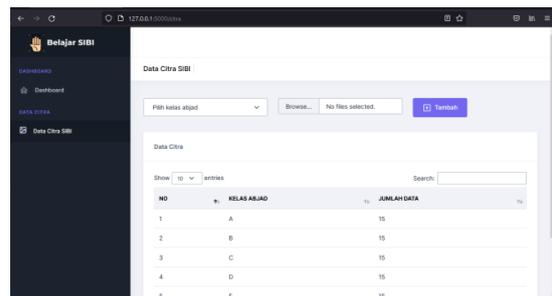
Pada halaman dashboard menampilkan informasi mengenai jumlah data citra peragaan SIBI serta jumlah kelas abjad SIBI. Selain itu terdapat tombol training yang digunakan untuk proses training data.



Gambar 14. Tampilan halaman dashboard

4.3. Halaman Data Citra Sibi

Pada halaman data citra SIBI menampilkan informasi mengenai jumlah data pada tiap kelas abjad. Terdapat informasi mengenai jumlah citra peragaan SIBI pada setiap kelas abjad. Selain itu terdapat fitur untuk menambahkan data citra sesuai kelas.



Gambar 15. Tampilan halaman data citra SIBI

4.4. Halaman Abjad SIBI

Pada halaman Abjad SIBI menampilkan contoh peragaan bahasa isyarat abjad SIBI. Website menampilkan 4 peragaan di setiap halaman (page). Tujuan dari pembuatan halaman peragaan bahasa isyarat adalah memberikan contoh peragaan bagi murid. Berikut tampilan halaman Abjad SIBI ditunjukkan pada gambar 16.



Gambar 16. Tampilan halaman contoh peragaan SIBI

4.5. Halaman Pembelajaran SIBI

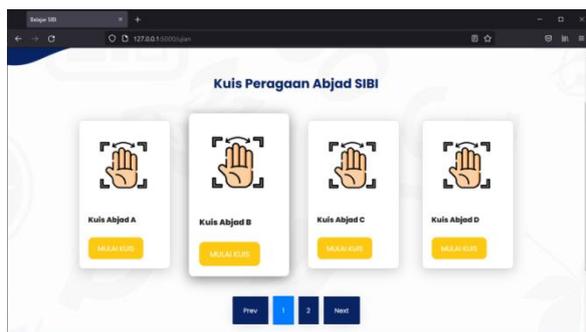
Saat halaman pembelajaran SIBI diakses, webcam akan diaktifkan. Murid melakukan peragaan bahasa isyarat abjad SIBI. Sistem akan melakukan klasifikasi berdasar peragaan. Hasil klasifikasi berupa kelas abjad dan nilai probabilitas.



Gambar 17. Tampilan halaman pembelajaran

4.6. Halaman Kuis SIBI

Pada halaman Kuis SIBI menampilkan menu Kuis peragaan bahasa isyarat abjad SIBI. Murid akan memilih kuis peragaan abjad SIBI. Terdapat tombol “Mulai Kuis” untuk mengarahkan ke halaman kuis peragaan abjad.



Gambar 18. Tampilan halaman Kuis SIBI

Berikut adalah tampilan sistem ketika kondisi awal saat mulai kuis dan ketika peragaan salah.



Gambar 19. Tampilan Kuis SIBI (Salah)

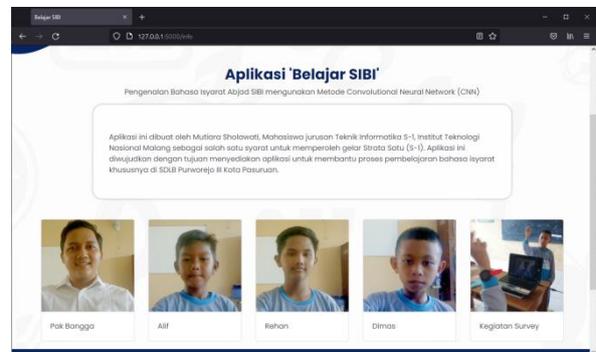
Berikut adalah tampilan sistem ketika peragaan yang dilakukan benar.



Gambar 20. Tampilan Kuis SIBI (Benar)

4.7. Halaman Info

Pada halaman Info pada website user menampilkan informasi singkat mengenai mitra studi kasus serta beberapa dokumentasi saat survei data dalam pembuatan aplikasi pengenalan Bahasa Isyarat Abjad SIBI.



Gambar 21. Tampilan halaman Info (User)

4.8. Pengujian Training Data

Dataset hasil *preprocessing* akan digunakan dalam proses training guna menghasilkan model klasifikasi bahasa isyarat SIBI. Dataset pada setiap kelas abjad berjumlah sekitar 16, sehingga total data training sebanyak 416 data citra digital yang telah dilakukan *preprocessing*.

Training dilakukan sampai nilai accuracy yang diperoleh cukup baik sehingga model yang diperoleh dapat dikatakan optimal. Berikut perbandingan nilai Training Loss, Validation Loss, Training Accuracy, Validation Accuracy pada setiap Epoch ditunjukkan pada tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan training, validation loss dan accuracy tiap epoch

Epoch ke	Train_Loss	Val_Loss	Train_Acc	Val_Acc
10	2,3482	2,1428	0,4072	0,4615
20	1,2236	1,0498	0,6697	0,7081
30	0,7314	0,5506	0,8100	0,8552
40	0,5037	0,3176	0,8529	0,9253
50	0,4969	0,1887	0,9005	0,9502

Keterangan:

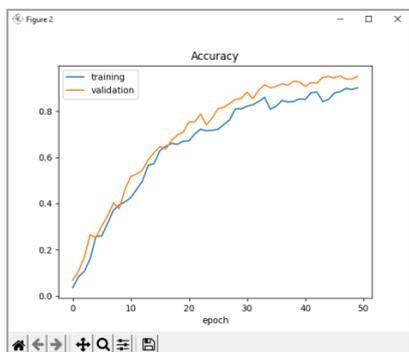
Train Loss : nilai loss function dari training dataset

Val_Loss : nilai loss function dari validation dataset.

Train_Acc : nilai akurasi dari training dataset

Val_Acc : nilai akurasi dari validation dataset

Berdasarkan Tabel 4, dapat diketahui bahwa semakin banyak jumlah epoch, maka semakin baik nilai akurasi. Berikut adalah hasil dari uji coba training model berupa grafik accuracy model dari proses train data dengan jumlah epoch sebanyak 50, ditunjukkan pada gambar 22.



Gambar 22. Grafik accuracy model training

Kurva hasil proses training dapat digunakan untuk mendiagnosis tingkat seberapa optimal dari model yang berhasil dibuat. Plot kurva train data menunjukkan kecocokan yang baik, karena plot train accuracy dan validation accuracy naik secara cenderung stabil serta keduanya memiliki celah kecil antara plot train accuracy dan validation accuracy. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model yang diperoleh pada proses training memiliki tingkat optimal yang baik [5].

4.9. Pengujian Evaluasi Klasifikasi

Tujuan dari pengujian evaluasi klasifikasi untuk mengetahui presentase benar dari hasil klasifikasi yang mengacu pada nilai variabel. Rumus yang digunakan pada evaluasi klasifikasi ini yaitu menggunakan 4 metode evaluasi berdasar tabel confusion matrix. Pengujian ini berfokus pada pengujian klasifikasi realtime pada fitur pembelajaran SIBI. Poses pengujian ini menggunakan model klasifikasi dari proses training menggunakan 416 data citra yang telah diberi label. Data test dari hasil capture peragaan abjad SIBI oleh pengguna dengan melibatkan 2 subjek serta melakukan peragaan 26 abjad dengan total 52 kali percobaan. Berdasarkan hasil pengujian evaluasi klasifikasi, diperoleh nilai confusion matrix pada tabel 2.

Tabel 5. Confusion matrix

Predicted Class	True Class		Total
	Positif	Negatif	
Positif	42	10	52
Negatif	10	42	52
Total	52	52	

Setelah melakukan pengujian, maka diperoleh nilai confusion matrix yang digunakan dalam perhitungan evaluasi klasifikasi yakni menghitung recall dengan rumus (2.4), precision dengan rumus

(2.5) serta accuracy dengan rumus (2.6). Berikut perhitungan untuk masing evaluasi yang dilakukan:

$$Accuracy = \frac{TN + TP}{TN + TP + FN + FP} \times 100\%$$

$$= \frac{42 + 42}{42 + 42 + 10 + 10} \times 100\% = 80,76\%$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% = \frac{42}{42 + 10} \times 100 = 80,76\%$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% = \frac{42}{42 + 10} \times 100 = 80,76\%$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% = \frac{42}{42 + 10} \times 100 = 80,76\%$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% = \frac{42}{42 + 10} \times 100\% = 80,76\%$$

Berdasarkan tabel 5, citra dengan label true positif (TP) terdapat 42 peragaan, citra dengan label false negatif (FN) terdapat 10 peragaan, citra dengan label true negatif (TN) terdapat 42 peragaan, serta citra dengan label false positif (FP) terdapat 10 peragaan. Dari hasil perhitungan evaluasi diperoleh hasil sensitivity, specificity, precision, recall dan accuracy sebesar 80,76%.

4.10. Pengujian Black Box

Pengujian Black Box dilakukan dengan cara menguji fitur yang terdapat pada sistem yang telah dibuat

Tabel 6. Pengujian dashboard

No	Pengujian	Hasil Harapan	Hasil Sistem	Kesimpulan
1	Fitur pada dashboard	Tampil info jumlah data citra dan kelas abjad	Tampil info jumlah data citra dan kelas abjad	Sesuai
2	Fitur Training data	File model klasifikasi tersimpan dalam direktori lokal	File model klasifikasi tersimpan dalam direktori lokal	Sesuai

Tabel 7. Pengujian halaman Citra SIBI

No	Pengujian	Hasil Harapan	Hasil Sistem	Kesimpulan
1	Fitur pada Data Citra SIBI	Menampilkan tabel jumlah data citra pada tiap kelas abjad dan menu tambah data citra	Menampilkan tabel jumlah data citra pada tiap kelas abjad dan menu tambah data citra	Sesuai
2	Tambah data citra Abjad: O Data : 5 citra	Data tersimpan pada directory local dan jumlah data pada tabel ter-update	Data tersimpan pada directory local dan jumlah data pada tabel ter-update	Sesuai
3	Tambah data citra Abjad : - Data : 3 citra abjad O	Tampil pesan “ please select an item in the list ” di bawah combo box.	Tampil pesan “ please select an item in the list ” di bawah combo box.	Sesuai

Tabel 8. Pengujian halaman Abjad SIBI

No	Pengujian	Hasil Harapan	Hasil Sistem	Kesimpulan
1	Tampilan contoh peragaan Internet : online	Menampilkan contoh peragaan abjad SIBI, beserta pagination	Menampilkan contoh peragaan abjad SIBI, beserta pagination	Sesuai
2	Tampilan contoh peragaan Internet : offline	Tidak tampil contoh peragaan abjad SIBI, beserta pagination	Tidak tampil contoh peragaan abjad SIBI, beserta pagination	Sesuai
3	Pagination page : 5	Tampil contoh peragaan Q,R,S,T	Tampil contoh peragaan Q,R,S,T	Sesuai
4	Detail peragaan Abjad : S	Terdapat efek gambar zoom in serta shadow pada area contoh peragaan SIBI abjad S	Terdapat efek gambar zoom in serta shadow pada area contoh peragaan SIBI abjad S	Sesuai

Tabel 9. Pengujian halaman pembelajaran

No	Pengujian	Hasil Harapan	Hasil Sistem	Kesimpulan
1	Fitur pada pembelajaran SIBI	Menampilkan webcam serta keterangan “Belajar Abjad SIBI” serta intruksi “Arahkan tangan ke dalam kotak”.	Menampilkan webcam serta keterangan “Belajar Abjad SIBI” serta intruksi “Arahkan tangan ke dalam kotak”.	Sesuai
2	Klasifikasi secara realtime Input : Peragaan abjad H	Menampilkan hasil kelas abjad yaitu H dan nilai probabilitas dari proses klasifikasi pada webcam	Menampilkan hasil kelas abjad yaitu H dan nilai probabilitas dari proses klasifikasi pada webcam	Sesuai
3	Klasifikasi secara realtime Input : -	Menampilkan Keterangan “Arahkan tangan ke dalam kotak” pada webcam	Menampilkan Keterangan “Arahkan tangan ke dalam kotak” pada webcam	Sesuai

Tabel 10. Pengujian halaman kuis SIBI

No	Pengujian	Hasil Harapan	Hasil Sistem	Kesimpulan
1	Fitur pada Kuis SIBI	Menampilkan pilihan kuis abjad serta pagination, button “Mulai Kuis” pada tiap menu abjad.	Menampilkan pilihan kuis abjad disertai pagination, button “Mulai Kuis” pada tiap menu abjad.	Sesuai
2	Tombol “Mulai Kuis” Input: Kuis Abjad A sampai H	Mengarahkan ke halaman peragaan kuis pada tiap menu kuis abjad A sampai H	Mengarahkan ke halaman peragaan kuis pada tiap menu kuis abjad A sampai H	Sesuai
3	Tombol “Kembali”, kuis A s/d H	Mengarahkan ke halaman utama kuis	Mengarahkan ke halaman utama kuis	Sesuai

No	Pengujian	Hasil Harapan	Hasil Sistem	Kesimpulan
4	Klasifikasi kuis peragaan (Benar) Intruksi : Kuis Abjad H Peragaan : Abjad H	Menampilkan hasil kelas abjad “Abjad : H” serta informasi “ Selamat Anda Benar !” pada webcam	Menampilkan hasil kelas abjad “Abjad : H” serta informasi “ Selamat Anda Benar !” pada webcam.	Sesuai
5	Klasifikasi kuis peragaan (Salah) Intruksi : Kuis Abjad H Peragaan : Abjad G	Menampilkan keterangan “Belajar Abjad SIBI” serta intruksi “Arahkan tangan ke dalam kotak”, serta keterangan “Semangat !” pada webcam	Menampilkan keterangan “Belajar Abjad SIBI” serta intruksi “Arahkan tangan ke dalam kotak”, serta keterangan “Semangat !” pada webcam	Sesuai

Tabel 11. Pengujian halaman info (user)

No	Pengujian	Hasil Harapan	Hasil Sistem	Kesimpulan
1	Tampilan info aplikasi	Tampil info tentang mitra studi kasus	Tampil info tentang mitra studi kasus	Sesuai

4.11. Pengujian Non-fungsional

Pengujian fungsional aplikasi dilakukan dengan cara mengakses aplikasi pada web browser yang berbeda, bertujuan untuk mengetahui apakah aplikasi dapat menampilkan hasil yang sesuai dengan perancangan. Hasil dari pengujian fungsional dapat dilihat pada tabel 12.

Tabel 12. Pengujian Fungsional Aplikasi

No	Pengujian	Web Browser		
		Firefox	Chrome	Ms Edge
Website Admin				
1	Dashboard	✓	✓	✓
2	Data Citra	✓	✓	✓
Website User				
3	Beranda	✓	✓	✓
4	Abjad SIBI	✓	✓	✓
5	Pembelajaran	✓	✓	✓
6	Kuis (A s/d H)	✓	✓	✓
7	Info	✓	✓	✓
8	Responsive pada resolusi layar width : 640 height : 720	✓	✓	✓
9	Pengujian Kamera (Webcam tampil)	✓	✓	✓
10	Performance deteksi klasifikasi (**)	✓	✓	✓

Keterangan : ✓: Sukses , ✗: Gagal

Tabel 10, menjelaskan hasil pengujian aplikasi yang berfokus pada spesifikasi hardware serta web browser. Aplikasi Belajar SIBI dapat berfungsi dengan baik di berbagai web browser. Pengujian ini

dilakukan menggunakan perangkat dengan minimal spesifikasi seperti:

- a. OS : Windows 10
- b. Processor : CPU Intel Core i5,
- c. Terinstall library Keras, Tensorflow, OpenCV untuk penerapan deep learning menggunakan metode CNN
- d. RAM : 4 GB

Versi web browser yang digunakan dalam pengujian ini adalah:

- a. Google Chrome versi 1.3.33
- b. Mozilla Firefox versi 4.42
- c. Microsoft Edge versi 97.0

4.12. Pengujian Pengguna

Tujuan dari pengujian pengguna yaitu guna melihat kesesuaian dari aplikasi Belajar SIBI yang telah dibuat. Kuesioner yang disebarakan sebanyak 10 kuesioner kepada responden atau pengguna. Hasil pengujian pengguna ditunjukkan pada Tabel 13.

Tabel 13. Pengujian Pengguna

No	Pertanyaan	Jawaban			
		SS	S	TS	STS
1	Aplikasi "Belajar SIBI" mudah digunakan.	2	8	0	0
2	Fitur aplikasi mudah dipahami	2	8	0	0
3	Informasi pada aplikasi mudah dipahami.	2	8	0	0
4	Warna tombol, jenis font, dan warna font pada aplikasi terlihat jelas dan sesuai.	3	7	0	0
5	Deteksi peragaan secara realtime berjalan dengan baik	2	8	0	0
Total		11	39	0	0
Total Keseluruhan		50			

Keterangan:

- SS : Sangat Sesuai S : Sesuai
- TS : Tidak Sesuai STS : Sangat Tidak Sesuai

Tabel 11, merupakan tabel pengujian yang ditujukan pada 10 pengguna. Dapat disimpulkan, dalam pertanyaan nomor 1 hingga 3 serta nomor 5, pengguna menyatakan Sangat Sesuai sebanyak 20%, pengguna menyatakan Sesuai sebanyak 80%, pengguna menyatakan Tidak Sesuai dan Sangat Tidak Sesuai sebanyak 0%. Dalam pertanyaan nomor 4, pengguna menyatakan Sangat Sesuai sebanyak 30%, pengguna menyatakan Sesuai sebanyak 70%, pengguna menyatakan Tidak Sesuai dan Sangat Tidak Sesuai sebanyak 0%.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasar hasil implementasi serta pengujian Aplikasi Pengenalan Bahasa Isyarat Abjad SIBI menggunakan Metode *Convolutional Neural Network (CNN)*, maka dapat disimpulkan bahwa Aplikasi berhasil mengenali kelas abjad berdasarkan peragaan yang dilakukan oleh pengguna. Dalam proses training dataset menggunakan citra sebanyak 416 dengan epoch 50 serta batch size 32 diperoleh model yang

sudah optimal dengan training akurasi sebesar 90.05%, terbukti terdapat kesesuaian yang baik antara plot train accuracy dengan plot validation accuracy yang ditunjukkan dalam grafik accuracy naik secara bertahap serta memiliki celah kecil antara keduanya. Berdasarkan evaluasi klasifikasi menggunakan *confussion matrix*, diperoleh data *True Positif* sebanyak 42 peragaan, data *False Negatif* sebanyak 10 peragaan, data *True Negatif* sebanyak 42 peragaan, serta data *False Positif* sebanyak 10 peragaan. Berdasarkan hasil perhitungan evaluasi diperoleh hasil accuracy sebesar 80,76%. Pengenalan bahasa isyarat abjad B, F, M, N dan S terdapat kesalahan deteksi karena bentuk peragaan bahasa isyarat abjad SIBI sekilas hampir sama, serta peragaan bahasa isyarat abjad J dan Z belum berhasil dikenali oleh sistem secara sempurna, karena peragaan abjad J dan Z berupa gerakan aktif.

5.2. Saran

Berdasarkan hasil penelitian, untuk pengembangan selanjutnya penulis memberikan saran antara lain yaitu menambahkan dataset training lebih banyak sehingga model yang diperoleh lebih akurat. Disarankan menambah fitur pengambilan gambar peragaan pada sistem agar pengumpulan data lebih mudah. Disarankan untuk menggunakan kamera eksternal, agar tidak mengurangi sumber daya atau resource dari laptop atau PC, dikarenakan program membutuhkan resource yang tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ahmad Rozani, Karina Auliasari, Ahmad Faisol, 2017. Penerapan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Pada Aplikasi Pengenalan Bahasa Isyarat Abjad Jari. JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika) Vol. 1 No. 1, Maret 2017 Teknik Informatika ITN Malang.
- [2] M.Dedy Rosyadi, Fathul Hafidh, Mirza Yogy Kurniawan, 2017. Pengenalan Real Time Abjad Bahasa Isyarat Indonesia Menggunakan Segmentasi YCBCR. JTIULM (Jurnal Teknologi Informasi Universitas Lambung Mangkurat) Vol.2 No.2 Oktober 2017. Teknologi Informasi Universitas Lambung Mangkurat.
- [3] Arfian. 2018. Implementasi Convolutional Neural Network Terhadap Transportasi Tradisional Menggunakan Keras. Statistika. Universitas Islam Indonesia.
- [4] Candra Kusuma Dewa, dkk. 2018. Convolutional Neural Networks for Handwritten Javanese Character Recognition. IJCSS Vol.12, No.1, January 2018, pp. 83-94. Informatika. Universitas Islam Indonesia
- [5] Mochamad Bagus Setiyo Bakti, Yuliana Melita Pranoto, 2019. Pengenalan Angka Sistem Isyarat Bahasa Indonesia Dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network.

- Seminar Nasional Inovasi Teknologi UN PGRI Kediri.
- [6] Devina Yolanda, Kartika Gunadi, Endang Setyati, 2020. Pengenalan Alfabet Bahasa Isyarat Tangan Secara RealTime dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network dan Recurrent Neural Network. Jurnal Infra Vol.8 No.1 2020. Universitas Kristen Petra
- [7] Ferdian Rachardi. 2020. Deteksi Gambar Gestur Kosakata Bahasa Isyarat Indonesia dengan Convolutional Neural Network. Sistem informasi. Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah.
- [8] Ilham Rizaldy Widy Putra, 2021. Sistem Deteksi Simbol pada SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia) Menggunakan Convolutional Neural Network. Universitas Dinamika.
- [9] Mohammad Farid Naufal, dkk. 2021. Klasifikasi Citra Game Batu Kertas Gunting Menggunakan Convolutional Neural Network. Techno.COM, Vol. 20, No. 1 Februari 2021: 166-174
- [10] Darmatasia. 2021. Pengenalan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) Menggunakan Gradient-Convolutional Neural Network. Jurnal Instek Volume 6 Nomor. 1, April 2021. Teknik Informatika. Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar
- [11] Kamus SIBI. Retrieved from <https://pmpk.kemdikbud.go.id/sibi/>, diakses tanggal 24 September 2021, pukul 14.44 WIB.
- [12] Sujud Satwikayana, Suryo Adi Wibowo, Nurlaily Vendyansyah, 2021. Sistem Presensi Mahasiswa Otomatis Pada Zoom Meeting Menggunakan Face Recognition Dengan Metode Convolutional Neural Network Berbasis Web. JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika) Vol. 4 No. 2, September 2021. Teknik Informatika ITN Malang
- [13] Ramba, Lery Sakti .2020. *Perancangan Sistem Home Automation Dengan Kendali Perintah Suara Menggunakan Deep Learning Convolutional Neural Network (DI-Cnn)*. Other thesis, Universitas Komputer Indonesia
- [14] MNIST Handwritten Digits Classification using a Convolutional Neural Network (CNN). Retrieved from <https://towardsdatascience.com/mnist-handwritten-digits-classification-using-a-convolutional-neural-network-cnn-af5fafbc35e9> diakses tanggal 26 September 2021, pukul 16.05 WIB.