



Klasifikasi Penyakit Gigi Karies Dan Kalkulus Menggunakan Convolutional Neural Network

Excelcis Oroh¹, Chairismi Lubis²

^{1,2} Fakultas Teknik Informatika, Universitas Tarumanagara, Jakarta, Indonesia

Article Info

Article history:

Received November 1, 2023

Revised November 14, 2023

Accepted November 17, 2023

Kata Kunci:

Gigi,
Convolutional Neural Network,
Deep learning

Keywords:

Tooth,
Convolutional Neural Network,
Deep Learning.

ABSTRAK

Gigi merupakan salah satu organ tubuh yang penting bagi manusia. Gigi berfungsi untuk mengunyah makanan, berbicara, dan menjaga estetika wajah. Namun, gigi juga rentan terhadap berbagai penyakit, seperti karies, periodontitis, dan gigi berlubang. Karies adalah penyakit gigi yang paling umum terjadi di dunia. Karies disebabkan oleh bakteri yang menghasilkan asam yang dapat merusak enamel gigi dan Kalkulus adalah penumpukan plak dan mineral di permukaan gigi. Kalkulus dapat menyebabkan iritasi gusi dan meningkatkan risiko terjadinya periodontitis. Sebab itu, diperlukan suatu program untuk membantu masyarakat umum mengidentifikasi penyakit gigi karies dan kalkulus agar dapat memberikan perawatan yang maksimal sesuai dengan penyakitnya masing-masing. Penelitian kali ini menggunakan salah satu metode dari Deep Learning yaitu Convolutional Neural Network (CNN) digunakan untuk melakukan klasifikasi penyakit gigi kedalam tiga kelas, penyakit gigi karies, penyakit gigi kalkulus. Hasil pengujian menunjukkan model yang dibuat mendapatkan tingkat akurasi pelatihan sebesar 95% dan pengujian sebesar 94% dengan menggunakan optimizer adagrad.

ABSTRACT

Teeth are one of the important body organs for humans. Teeth function for chewing food, speaking, and maintaining facial aesthetics. However, teeth are also susceptible to various diseases, such as caries, periodontitis and cavities. Caries is the most common dental disease in the world. Caries is caused by bacteria that produce acids that can damage tooth enamel and calculus is a buildup of plaque and minerals on the surface of the teeth. Calculus can cause gum irritation and increase the risk of periodontitis. Therefore, a program is needed to help the general public identify dental caries and calculus so that they can provide maximum treatment according to their respective diseases. This research uses one of the Deep Learning methods, namely Convolutional Neural Network (CNN), which is used to classify dental disease into three classes, carious dental disease, calculus dental disease. The test results show that the model created achieved a training accuracy level of 95% and testing accuracy of 94% using the Adagrad optimizer.

This is an open access article under the [CC BY](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.



Corresponding Author:

Excelcis Oroh

Fakultas Teknik Informatika, Universitas Tarumanagara
Jakarta, Indonesia

Email: orohexcelcis2@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Kesehatan gigi dan mulut merupakan bagian dari kesehatan tubuh yang tidak dapat dipisahkan. Kesehatan gigi dan mulut yang buruk dapat berdampak negatif terhadap kesehatan tubuh secara keseluruhan. Masalah kesehatan gigi dan mulut masih menjadi masalah kesehatan yang cukup serius. Masalah kesehatan gigi dan mulut yang paling umum terjadi adalah kerusakan gigi dan penyakit karang gigi, Kerusakan gigi disebabkan oleh konsumsi gula berlebihan, kurangnya perawatan kesehatan gigi, dan sulitnya akses terhadap pelayanan kesehatan gigi yang sesuai standar. Tanda dan gejala kerusakan gigi yang paling umum adalah munculnya white spot atau bercak berwarna putih yang ada pada gigi [1]. Penyakit kalkulus disebabkan oleh penumpukan plak dan mineral di permukaan gigi. Plak adalah lapisan tipis yang terbentuk di permukaan gigi yang terdiri dari bakteri, sisa makanan, dan air liur. Jika plak tidak dibersihkan dengan baik, maka plak akan mengeras dan membentuk karang gigi.


Perkembangan teknologi, khususnya di bidang AI (Artificial Intelligence) telah membantu manusia memecahkan masalah yang lebih sulit untuk diselesaikan oleh program konvensional. CNN secara efektif digunakan dalam banyak aplikasi pengenalan pola dan gambar, seperti pengenalan gerakan, pengenalan wajah, klasifikasi objek, dan deskripsi gambar. Selain itu, CNN adalah salah satu metode deep learning karena menghasilkan model yang lebih baik untuk pengenalan, segmentasi, deteksi, dan pengambilan gambar yang lebih baik [2]. Salah satu arsitektur CNN yang digunakan dalam perancangan ini adalah MobileNet. Model yang sudah dibangun ini akan digunakan untuk melakukan proses klasifikasi terhadap data yang diambil dari aplikasi mobile, atau handphone.



2. METODE

2.1 Dataset dan Penyakit Gigi

Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah gambar mulut manusia. Data ini diambil dari Kaggle dengan nama "Oral Diseases" [3]. Yang memiliki gambar yang diberi label dengan jenis penyakit. Selain itu, Data citra langsung dari Pixel Dental digunakan juga untuk data testing pada uji program dalam penelia ini. Karies gigi disebabkan oleh bakteri dalam mulut yang menghasilkan asam, merusak enamel gigi. Tanpa penanganan, dapat menyebabkan lubang gigi, rasa sakit, dan risiko infeksi [4]. Faktor seperti pola makan dan kebersihan gigi juga berperan. Pencegahan melalui kebersihan mulut dan pola makan sehat sangat penting. Karies tidak hanya merusak fisik gigi tetapi juga dapat berdampak pada kesehatan umum, menjadikan pemahaman dan pencegahan sebagai langkah kunci untuk kesehatan optimal [5].

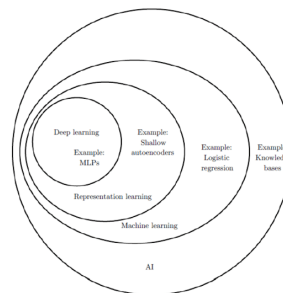
Tabel 1. Penyakit Gigi Karies, Kalkulus, Dan Gigi Sehat

No.	Nama Penyakit	Contoh Citra
1.	Kalkulus	

No.	Nama Penyakit	Contoh Citra
2.	karies	
3.	Gigi Sehat	

2.2 Artificial Intelligence

Artificial Intelligence atau sering disingkat "AI", dapat berarti "robotika" atau "adegan futuristik", adalah bidang ilmiah komputer yang melampaui robot fiksi ilmiah dan menjadi non-fiksi ilmu komputer yang modern dan canggih. AI juga menangani masalah kognitif yang umumnya terkait dengan kecerdasan manusia, seperti pengenalan pola, pemecahan masalah, dan pembelajaran. Peneliti terkemuka di bidang ini, profesor Pedro Domingos, menggambarkan "lima suku" pembelajaran mesin. Mereka terdiri dari simbolisme dari filsafat dan logika; koneksionisme dari ilmu saraf; evolusioner, yang berkaitan dengan biologi evolusioner; Bayesian, yang berkaitan dengan statistik dan probabilitas; dan, secara analogis, psikologi. Dengan kemajuan terbaru dalam efisiensi komputasi statistik, Bayes telah mengembangkan bidang ini dalam beberapa bidang yang dikenal sebagai "*Machine Learning*" [6].

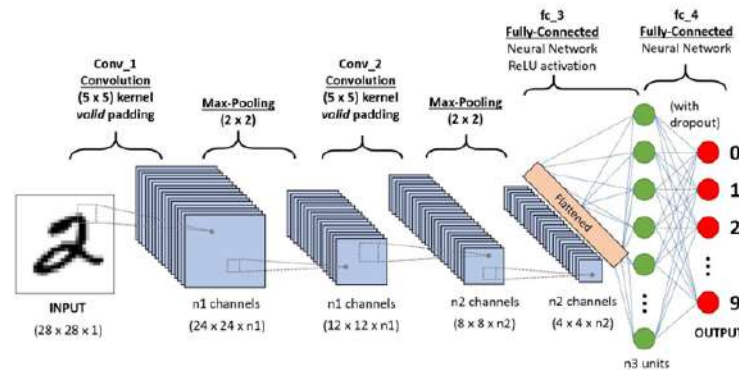


Gambar 1. Ruang Lingkup Artificial Intelligence

2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

Salah satu algoritma deep learning, Convolutional Neural Network (CNN), dikembangkan dari Multilayer Perceptron (MLP). CNN berfungsi untuk mengolah data dua dimensi, seperti suara atau gambar. CNN digunakan untuk mengklasifikasi data yang terlabel dengan metode supervised learning. Metode ini bekerja karena ada data yang dilatih dan variabel yang ditargetkan, sehingga tujuan dari metode ini adalah untuk mengelompokkan data ke dalam data sebelumnya. CNN adalah algoritma Deep Learning yang paling banyak digunakan. Salah satu keunggulan utama CNN dibandingkan dengan versi sebelumnya adalah kemampuan untuk secara otomatis mengidentifikasi karakteristik yang relevan tanpa pengawasan manusia. CNN telah banyak digunakan dalam berbagai bidang, seperti pemrosesan

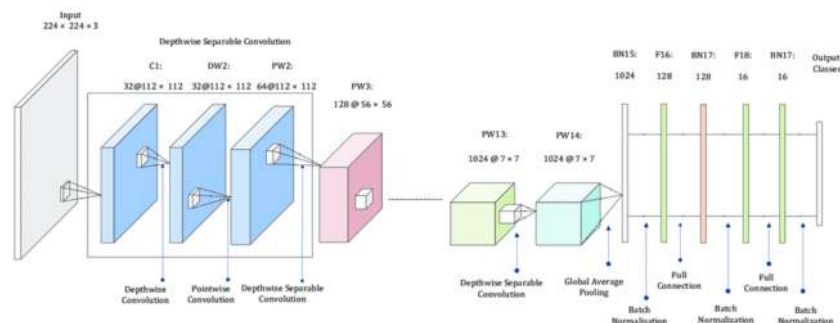
suara, pengenalan wajah, dan visi komputer [7]. Contoh struktur CNN pada Gambar 2 yang terlampir dibawah



Gambar 2. Contoh Struktur CNN

2.4 MobileNet

MobileNet adalah arsitektur CNN yang efisien dan ringan, yang dirancang untuk digunakan pada perangkat mobile. MobileNet terdiri dari dua komponen utama, yaitu depthwise separable convolutions dan inverted residuals. Depthwise separable convolutions dapat mengurangi jumlah parameter dan komputasi yang dibutuhkan tanpa mengorbankan akurasi. Inverted residuals dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi model MobileNet [8]. MobileNet telah terbukti sangat efektif untuk berbagai macam aplikasi visi komputer, seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, dan segmentasi gambar. MobileNet juga telah banyak digunakan. Gambar 3 dibawah ini adalah arsitektur dari MobileNet.



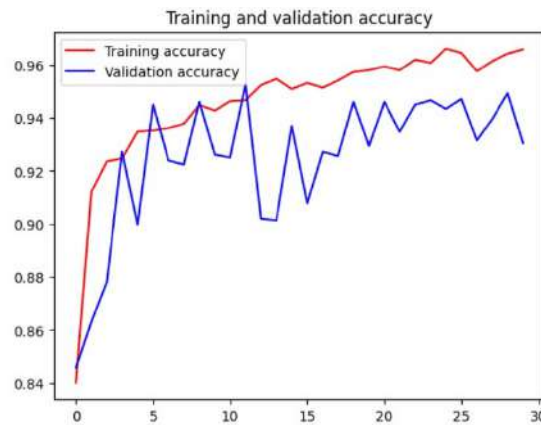
Gambar 3. Arsitektur MobileNet

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

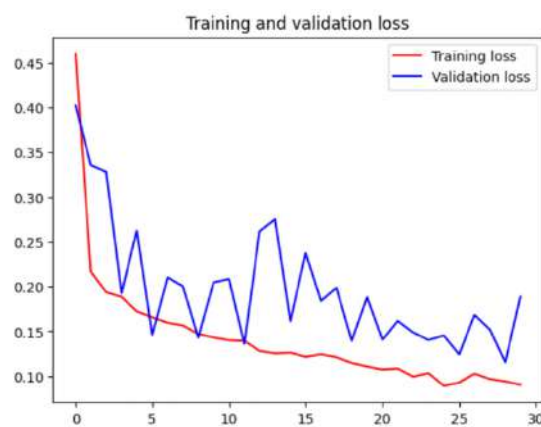
3.1 Cara Pengujian

Pengujian akan dilakukan dengan menggunakan arsitektur CNN dan MobileNet. Sebanyak 9529 gambar 3, yang terbagi menjadi 7621 gambar data training dan 1908 gambar data testing. Evaluasi hasil dari proses uji model, yang melibatkan data training dan testing, akan menggunakan confusion matrix. Selain itu, prediksi hasil akan ditampilkan melalui representasi visual gambar. Tiga jenis optimizer yang akan digunakan adalah Adam, Adagrad, dan Adadelta. Pada tahap pelatihan ketiga, akan dilakukan perbandingan akurasi dan loss dari ketiga optimizer tersebut.

3.2 Pengujian Menggunakan Optimizer Adam



Gambar 4. Plot Akurasi Data Menggunakan *Optimizer Adam*



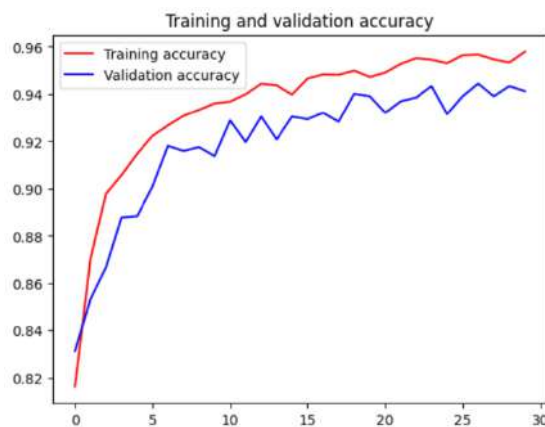
Gambar 5. Plot Loss Menggunakan Adam

Tabel 2. Klasifikasi Hasil Validasi Model Menggunakan Optimizer Adagrad

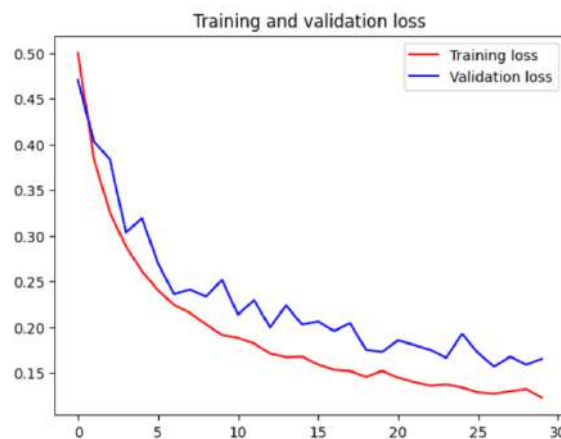
	Precision	Recall	F1-Score	Support
Calculus	0.80	0.81	0.85	260
Healthy	0.49	0.98	0.65	207
Karies	0.98	0.85	0.91	1388
Accuracy			0.86	1855
Macro AVG	0.79	0.88	0.80	1855
Weighted AVG	0.91	0.86	0.87	1855

Optimizer Adam memberikan hasil pelatihan dengan akurasi tinggi sebesar 0.9579 dan loss pelatihan rendah sebesar 0.1227. Selain itu, pada fase pengujian, model yang dioptimalkan dengan Adam mencapai akurasi sebesar 0.9305 dengan loss pengujian 0.1654. Hasil ini menunjukkan bahwa model efektif dalam memahami pola dalam data pelatihan dan mampu menggeneralisasi dengan baik pada data yang tidak pernah dilihat sebelumnya. Kinerja baik pada kedua tahap ini, serta nilai loss yang rendah, menandakan bahwa model cenderung memiliki kinerja yang baik tanpa mengalami overfitting. Penting untuk mencatat bahwa pemilihan optimizer harus disesuaikan dengan karakteristik spesifik dari dataset dan tugas yang dihadapi.

3.3 Pengujian Menggunakan Optimizer Adagrad



Gambar 6. Plot Akurasi Data Menggunakan *Optimizer* Adagrad



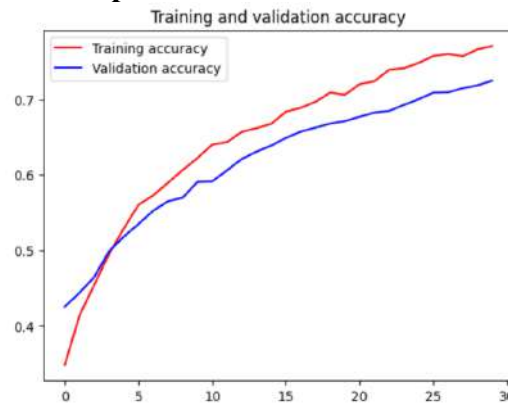
Gambar 7. Plot Loss Menggunakan Adagrad

Tabel 3. Klasifikasi Hasil Validasi Model Menggunakan Optimizer Adagrad

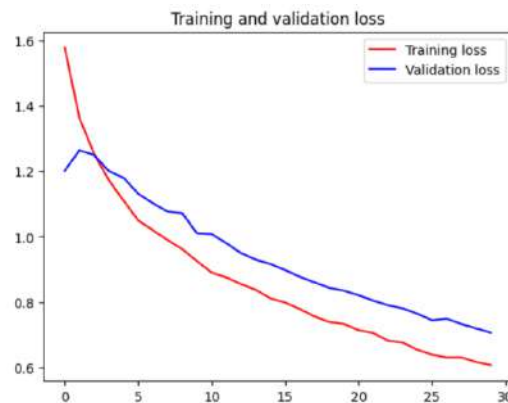
	Precision	Recall	F1-Score	Support
Calculus	0.80	0.95	0.87	260
Healthy	0.90	0.93	0.91	207
Karies	0.98	0.94	0.96	1388
Accuracy			0.94	1855
Macro AVG	0.89	0.94	0.91	1855
Weighted AVG	0.95	0.94	0.94	1855

Optimizer Adagrad menunjukkan hasil pelatihan yang mengesankan dengan akurasi tinggi sebesar 0.9579 dan loss pelatihan yang rendah sebesar 0.1227. Pada tahap pengujian, model yang dioptimalkan dengan Adagrad tetap memberikan performa yang solid, mencapai akurasi pengujian sebesar 0.9412 dengan loss pengujian yang rendah, yakni 0.1654. Hasil ini menandakan bahwa model mampu efektif mempelajari pola dalam data pelatihan dan menggeneralisasi dengan baik ke data yang tidak pernah dilihat sebelumnya.

3.4 Pengujian Menggunakan Optimizer Adelta



Gambar 8. Plot Akurasi Data Menggunakan *Optimizer Adadelta*



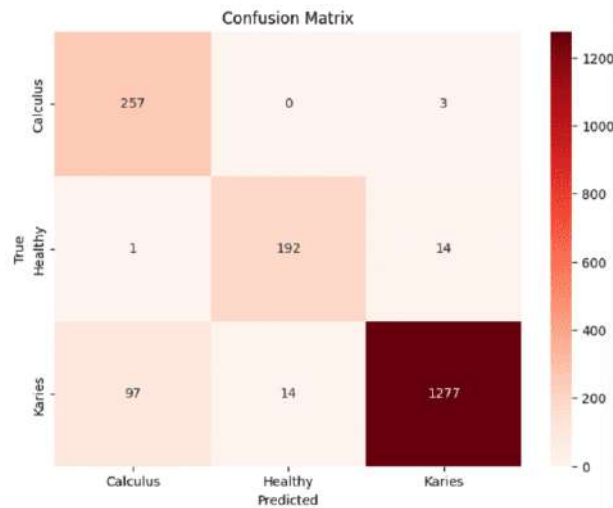
Gambar 9. Plot Loss Menggunakan Adadelta

Tabel 4. Klasifikasi Hasil Validasi Model Menggunakan Optimizer Adadelta

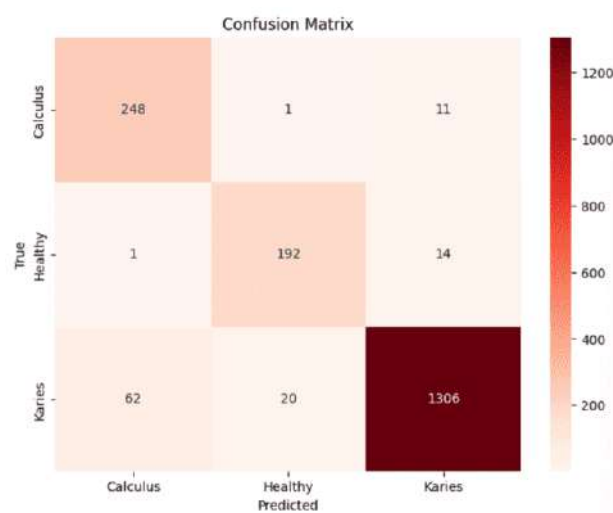
	Precision	Recall	F1-Score	Support
Calculus	0.43	0.91	0.59	260
Healthy	0.51	0.89	0.64	207
Karies	0.98	0.67	0.79	1388
Accuracy			0.73	1855
Macro AVG	0.64	0.82	0.67	1855
Weighted AVG	0.85	0.73	0.75	1855

Optimizer Adadelta memberikan hasil pelatihan dengan akurasi 0.73 dan loss 0.75, menunjukkan kinerja yang memadai secara umum. Namun, evaluasi per kelas menunjukkan beberapa masalah. Kelas Calculus dan Healthy memiliki presisi rendah, menandakan banyak prediksi yang salah. Meskipun model dapat mendeteksi sebagian besar instance yang benar, keseimbangan antara presisi dan recall perlu diperbaiki. Kelas Karies memiliki presisi tinggi, tapi recall rendah, menunjukkan kecenderungan melewati banyak instance yang sebenarnya. Meskipun akurasi keseluruhan terlihat baik, fokus perbaikan dapat diberikan pada klasifikasi kelas tertentu untuk meningkatkan generalisasi model pada data uji.

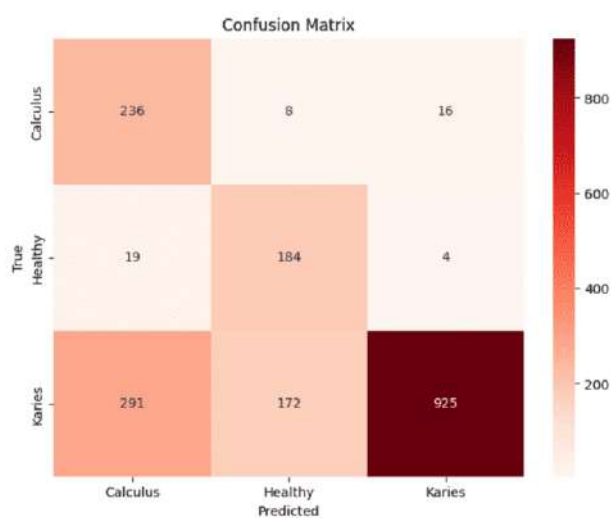
3.5 Confusion Matrix



Gambar 10. Confusion Matrix Optimizer Adam



Gambar 11. Confusion Matrix Optimizer Adagrad



Gambar 12. Confusion Matrix Optimizer Adadelta

Analisis dari visualisasi matrix di atas memperlihatkan hasil dari pengujian yang dilakukan. Terdapat evaluasi terhadap tiga jenis optimizer yang berbeda. Dari grafik tersebut, terlihat bahwa optimizer Adagrad menunjukkan nilai yang tinggi, sementara optimizer Adadelta memiliki nilai yang relatif rendah

4. KESIMPULAN

Dalam pengujian klasifikasi penyakit gigi ini, penelitian dilakukan dengan memanfaatkan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) dan MobileNet. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pemilihan optimizer Adam dan Adagrad menghasilkan kinerja yang memuaskan. Kedua model mencapai tingkat akurasi yang melebihi 95%, menandakan keefektifan keduanya dalam mengklasifikasikan penyakit gigi.

Tingkat akurasi pengujian yang diperoleh oleh optimizer Adagrad ternyata lebih tinggi dibandingkan dengan optimizer Adam. Sementara itu, meskipun optimizer Adadelta menunjukkan tingkat akurasi pelatihan dan pengujian yang sedikit lebih rendah dibandingkan dengan Adam dan Adagrad, namun hasil grafiknya menunjukkan stabilitas yang lebih baik. Ini dapat diartikan bahwa, meskipun akurasinya sedikit lebih rendah, optimizer Adadelta cenderung memberikan hasil yang lebih konsisten dan stabil dibandingkan dengan Adam dan Adagrad.

REFERENSI

- [1] Village, C. I. G. D. I., & District, M. T. Bahaya Pemakaian Behel Yang Tidak Tepat Terhadap Terjadinya Karies Gigi Di Kelurahan Glugur Darat I Kecamatan Medan Timur.
- [2] Khaeriyah, R. (2019). Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Tensorflow Dalam Mendeteksi Sebuah Objek.
- [3] <https://www.kaggle.com/datasets>, "Datasets."
- [4] Sumini, S., Amikasari, B., & Nurhayati, D. (2014). Hubungan Konsumsi Makanan Manis Dengan Kejadian Karies Gigi Pada Anak Prasekolah Di Tk B Ra Muslimat Psm Tegalrejodesa Semen Kecamatan Nguntoronadi Kabupaten Magetan. *Jurnal Delima Harapan*, 1(1), 20-27.
- [5] Nurlila, R. U., La Fua, J., & Meliana, M. (2016). Pengaruh Pendidikan Kesehatan Terhadap Pengetahuan Tentang Kesehatan Gigi Pada Siswa Di Sd Kartika Xx-10 Kota Kendari Tahun 2015. *Al-Ta'dib: Jurnal Kajian Ilmu Kependidikan*, 9(1), 94-119.
- [6] Peharz, R., Tschischek, S., Pernkopf, F., & Domingos, P. (2015, February). On Theoretical Properties Of Sum-Product Networks. In *Artificial Intelligence And Statistics* (Pp. 744-752). Pmlr.
- [7] Ahmad, A. (2017). Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, Neural Network,
- [8] Anhar, A., & Putra, R. A. (2023). Perancangan Dan Implementasi Self-Checkout System Pada Toko Ritel Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn). *Elkomika: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 11(2), 466. Dan Deep Learning. *J. Teknol. Indones.*, No. October, 3.