

CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK FOR ANEMIA DETECTION BASED ON CONJUNCTIVA PALPEBRAL IMAGES

Rita Magdalena¹, Sofia Saidah^{*2}, Ibnu Da'wan Salim Ubaidah³, Yunendah Nur Fuadah⁴,
Nabila Herman⁵, Nur Ibrahim⁶

^{1,2,3,4,5,6}Program Studi Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom, Indonesia
Email: ¹ritamagdalenat@telkomuniversity.ac.id, ²sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id,
³ibnuubaidah@student.telkomuniversity.ac.id, ⁴yunendah@telkomuniversity.ac.id,
⁵nabilaherman@student.telkomuniversity.ac.id, ⁶nuribrahim@telkomuniversity.ac.id

(Naskah masuk: 5 Maret 2022, Revisi: 8 Maret 2022, Diterbitkan: 25 April 2022)

Abstract

Anemia is a condition in which the level of hemoglobin in a person's blood is below normal. Hemoglobin concentration is one of the parameters commonly used to determine a person's physical condition. Anemia can attack anyone, especially pregnant women. Currently, many non-invasive anemia detection methods have been developed. One of non-invasive methods in detecting anemia can be seen through its physiological characteristics, namely palpebral conjunctiva images. In this study, conjunctival image-based anemia detection was carried out using one of the deep learning methods, namely Convolutional Neural Network (CNN). This CNN method is used with the aim of obtaining more specific characteristics in distinguishing normal and anemic conditions based on the image of the palpebral conjunctiva. The Convolutional Neural Network proposed model in this study consists of five hidden layers, each of which uses a filter size of 3x3, 5x5, 7x7, 9x9, and 11x11 and output channels 16, 32, 64, 128 respectively. Fully connected layer and sigmoid activation function are used to classify normal and anemic conditions. The study was conducted using 2000 images of the palpebral conjunctiva which contained anemia and normal conditions. Furthermore, the dataset is divided into 1,440 images for training, 160 images for validation and 400 images for model testing. The study obtained the best accuracy of 94%, with the average value of precision, recall and f-1 score respectively 0.935; 0.94; 0.935. The results of the study indicate that the system is able to classify normal and anemic conditions with minimal errors. Furthermore, the system that has been designed can be implemented in an Android-based application so that the detection of anemia based on this palpebral conjunctival image can be carried out in real-time.

Keywords: Accuracy, Anemia, CNN, Deep Learning, Image, Non-Invasive, Palpebral Conjunctival.

CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK DETEKSI ANEMIA BERBASIS CITRA KONJUNGTTIVA PALPEBRA

Abstrak

Anemia adalah sebuah kondisi dimana kadar hemoglobin dalam darah seseorang berada dibawah kondisi normal. Kandungan hemoglobin merupakan salah satu parameter yang biasa digunakan untuk mengetahui kondisi fisik seseorang. Bahaya anemia bisa menyerang siapa saja terutama pada Ibu hamil. Deteksi anemia saat ini banyak dikembangkan dengan metode *non-invasive*. Salah satu metode *non-invasive* dalam mendeteksi kondisi seseorang apakah dalam kondisi normal atau anemia dapat dilihat melalui ciri fisiologisnya yaitu melalui citra konjungtiva palpebral. Pada penelitian ini pendeteksian anemia berbasis citra konjungtiva dilakukan dengan menggunakan salah satu metode deep learning, yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN). Metode CNN ini digunakan dengan tujuan untuk memperoleh ciri yang lebih spesifik dalam membedakan kondisi normal dan anemia berdasarkan citra konjungtiva palpebralnya. Model *Convolutional Neural Network* yang diusung pada penelitian ini terdiri dari lima hidden layer yang masing-masing menggunakan ukuran filter 3x3, 5x5, 7x7, 9x9, and 11x11 dan output channel 16, 32, 64, 128 secara berurutan. Fully connected layer dan fungsi aktivasi sigmoid digunakan untuk mengklasifikasikan kondisi normal dan anemia. Penelitian dilakukan menggunakan 2000 citra konjungtiva palpebra yang berisi kondisi anemia dan normal. Selanjutnya dataset dibagi menjadi 1.440 gambar untuk pelatihan, 160 gambar untuk validasi dan 400 gambar untuk pengujian model. Penelitian memperoleh akurasi sebesar 94%, dengan nilai rata-rata presisi, *recall* dan *f-1 score* secara berturut-turut yaitu 0.935; 0.94; 0.935. Hasil dari penelitian yaitu menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan kondisi normal dan anemia dengan kesalahan yang minimal. Selanjutnya, sistem yang sudah dirancang dapat

diimplementasikan dalam sebuah aplikasi berbasis Android agar pendeteksian anemia berbasis citra konjungtiva palpebral ini dapat dilakukan secara *real-time*.

Kata kunci: Akurasi, Anemia, Citra, CNN, Deep Learning, Konjungtiva Palpebral, Non-Invasive.

1. PENDAHULUAN

Anemia merupakan salah satu masalah Kesehatan global yang serius, yang dapat menyerang siapa saja. Anemia sangat rentan dialami oleh ibu hamil. Anemia merupakan suatu kondisi dimana seseorang mengalami kadar hemoglobin yang rendah dalam sel darah merahnya. Peran hemoglobin dalam darah sangatlah penting, sehingga seringkali kandungan hemoglobin dalam darah menjadi salah satu parameter vital yang digunakan untuk mengetahui kondisi fisik seseorang. Hal itu karena hemoglobin merupakan bagian terpenting dari sel darah merah untuk mengirimkan oksigen (O_2) dari paru-paru ke seluruh tubuh dan membawa kembali karbon dioksida (H_2O) ke paru-paru [1]. Berdasarkan ketetapan WHO (*World Health Organization*), standar normal untuk kadar hemoglobin dalam darah ditentukan berdasarkan usia, jenis kelamin, dan kondisi hamil atau tidak. Ibu hamil merupakan orang yang sangat rentan terkena anemia. Oleh karena itu, pengecekan secara berkala terhadap kadar hemoglobin Ibu hamil sangat penting untuk dilakukan. Selama ini pihak rumah sakit selalu melakukan pengecekan terhadap kadar hemoglobin seseorang melalui metode *invasive* dengan cara mengambil sampel darah seseorang kemudian dilakukan perhitungan secara manual terhadap kadar hemoglobin dalam darah oleh pihak laboratorium.

Seiring berjalannya waktu, berbagai metode *non invasive* dikembangkan untuk mengukur kadar hemoglobin dalam darah. Pada penelitian [1] Raditya dkk merancang sebuah alat untuk mengukur kadar hemoglobin pada Ibu hamil secara *non invasive* yang dikembangkan dengan metode *spectroscopy*, dimana sumber cahaya digunakan untuk mendeteksi kandungan hemoglobin dalam darah. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan nilai sensitifitas, spesifisitas, *positive predictive value* dan *negative predictive value* secara berturut-turut, yaitu 44.4%, 72.5%, 17.4% dan 91%. Sementara itu pada penelitian [2] Mangaras dan Nandha melakukan *Non-Invasive Anemia Screening* melalui *clinical symptoms* berdasarkan intensitas warna kemerahan pada foto kuku dan telapak tangan. Penelitian tersebut menggunakan rata-rata nilai RGB dari citra kuku dan telapak tangan pada tahap ekstraksi ciri dan metode Naïve Bayes pada tahap klasifikasi. Hasil dari penelitian menunjukkan akurasi sistem sebesar 90% dengan menggunakan 20 responden yang terdiri dari 13 responden wanita dan 7 responden pria. Penelitian lainnya [3] yang dilakukan oleh Manisha dan Prakash melakukan deteksi anemia secara *non-invasive* dengan metode segmentasi citra mata melalui *palpebral conjunctiva*

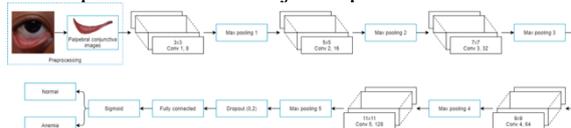
pasien. Dengan menggunakan kamera digital berupa kamera *smartphone*, diperoleh citra *palpebral conjunctiva* dari mata pasien. Selanjutnya dilakukan pengambilan citra *palpebral conjunctiva* dengan metode segmentasi. Peneliti menyebutkan bahwa daerah *palpebral conjunctiva* yang tersegmentasi ini selanjutnya dapat dilakukan ekstraksi ciri dan klasifikasi untuk memperkirakan tingkat hemoglobin orang yang citranya dipertimbangkan yang selanjutnya dapat menunjukkan apakah pasien tersebut anemia atau tidak. Pada penelitian [4] Virat dan Prof. Preethika juga melakukan deteksi anemia pada wanita hamil secara *non-invasive*, dimana sistem pengukur kadar hemoglobin dirancang menggunakan IR/Red Led Sensor yang terhubung dengan sebuah mikrokontroler, pengubah arus ke tegangan, sebuah filter, *Analog to Digital Converter* dan LED/LCD. Sistem dirancang untuk mengukur kadar hemoglobin menggunakan panjang gelombang 660nm dan 940nm secara *non-invasive*. Penelitian dilakukan pada 20 orang dewasa dengan rentang usia 20-25 tahun untuk mengukur kadar oxy dan deoxyhemoglobin. Pada penelitian [5] deteksi anemia pada ibu hamil dilakukan secara *non-invasive* menggunakan metode ciri statistik orde pertama pada tahap ekstraksi ciri dan metode K-Nearest Neighbor (KNN) sebagai metode klasifikasi. Penelitian berbasis pengolahan citra digital ini menggunakan citra *palpebral conjunctiva* untuk kemudian diolah dengan metode ekstraksi ciri dan klasifikasi sehingga menghasilkan keputusan bahwa seseorang terdeteksi anemia atau tidak. Pengujian terhadap sistem yang dirancang menunjukkan akurasi sebesar 71.25% ketika menggunakan parameter yang paling optimal pada layer *Green* dan jenis KNN *Euclidean distance* dengan nilai $K=5$. Penelitian [6] juga melakukan penelitian mengenai deteksi anemia secara *non-invasive* menggunakan citra digital konjungtiva. Peneliti menyebutkan bahwa *conjunctival Eritema Index* (EI) dapat direproduksi di antara gambar (koefisien variasi rata-rata 2,96%). EI dari konjungtiva palpebra sangat berkorelasi dengan konsentrasi hemoglobin. Menggunakan kamera saku, EI konjungtiva palpebra diperoleh sensitivitas 93% dan 57% dan spesifisitas 78% dan 83% untuk mendeteksi anemia (hemoglobin <110 g/L) dalam set pelatihan dan validasi internal. Proses validasi terhadap hasil penelitian dilakukan dengan cara membandingkan hasil yang diperoleh melalui analisis citra digital dengan hasil pengukuran hemoglobin laboratorium. Pada penelitian lainnya [7] M.D Anggraeni dan A. Fatoni, melakukan *self-care anemia detection* pada ibu hamil menggunakan kamera *smartphone*.

Penelitian dilakukan pada wanita hamil dengan rentang usia 22-36 tahun dengan golongan darah yang bervariasi, yaitu A, B, AB dan O. Deteksi anemia dilakukan melalui intensitas warna RGB dari citra palpebral konjungtiva menggunakan metode *Spectrophotometer* standar. Dari hasil penelitian disimpulkan bahwa kamera *smartphone* dapat digunakan untuk mendeteksi anemia secara *non-invasive* dengan hasil yang cukup baik, dimana intensitas warna merah memiliki korelasi yang tinggi dengan regresi linear $y=14.486x + 50.228$. Sementara itu, penelitian [8] berhasil menemukan bahwa Teknik berbasis citra memiliki cakupan yang lebih baik dalam menentukan kadar hemoglobin dalam darah dengan syarat kondisi lingkungan sekitar memiliki pencahayaan yang baik. Penelitian [9] melakukan deteksi anemia secara *non-invasive* melalui citra konjungtiva mata berbasis *neural network*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem berhasil memperoleh akurasi 97,00% dengan sensitifitas 99,21%, dan spesifisitas 95,42%.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, maka dapat disimpulkan bahwa metode *non-invasive* dapat dikembangkan untuk mendeteksi anemia. Konjungtiva menjadi salah satu bagian tubuh yang menjadi indikasi apakah seseorang menderita anemia atau tidak. Selain itu, metode deep learning yang digunakan dalam mendeteksi anemia saat ini masih belum banyak diaplikasikan. Oleh karena itu, pada studi ini akan dirancang sebuah sistem yang mampu mendeteksi anemia secara *non-invasive* menggunakan metode *Convolutional Neural Network* melalui citra konjungtiva berbasis pengolahan citra digital.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini mengusulkan untuk merancang sebuah sistem yang dapat mengklasifikasikan kondisi anemia dan kondisi normal berdasarkan pengolahan citra konjungtiva palpebral. Sistem klasifikasi menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan lima *hidden layer* yang masing-masing menggunakan ukuran filter 3x3, 5x5, 7x7, 9x9, and 11x11 dan *output channel* 16, 32, 64, 128 secara berurutan. *Fully connected layer* dan fungsi aktivasi sigmoid digunakan untuk mengklasifikasikan kondisi normal dan anemia. Secara umum model CNN yang telah dirancang dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.

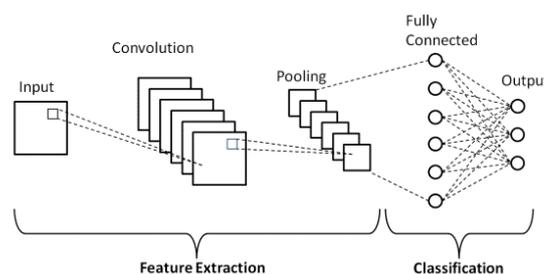


Gambar 1. Model yang diusulkan

2.1. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu jenis algoritma *Deep Neural Network* yang diimplementasikan pada pengolahan

data citra [9]. Secara umum, CNN terdiri dari dua bagian yaitu *Feature Extraction* dan *Classification* [10]. Gambar 2 berikut ini menunjukkan arsitektur dari CNN.



Gambar 2. Arsitektur CNN [11]

2.1.1. Feature Extraction

Feature Extraction merupakan proses pengambilan karakteristik unik dari data yang akan olah [12]. Tujuannya untuk mengambil informasi penting dari data, mengurangi jumlah data, dan meningkatkan presisi pemrosesan data. *Feature Extraction* terdiri dari dua tahapan yaitu *convolutional layer* dan *pooling layer* [13]. Berikut ini penjelasan dari kedua tahapan.

a.) *Convolutional layer* : lapisan yang melakukan operasi konvolusi antara matriks citra dengan matriks filter [14]. Matriks filter akan digeser keseluruh permukaan citra sehingga menghasilkan keluaran matriks *feature map*. Rumus operasi konvolusi ditunjukkan pada persamaan (1) .

$$FM[i]_{j,k} = (\sum_m \sum_n N_{[j-m,k-n]} F_{[m,n]}) + bF \quad (1)$$

dimana,

$FM[i]$: matriks *feature map* ke- i

N : matriks citra masukan

F : matriks filter konvolusi

bF : nilai bias pada filter

j, k : posisi piksel pada matriks citra masukan

m, n : posisi piksel pada matriks filter konvolusi

b.) *Pooling layer* : lapisan yang digunakan untuk mengurangi ukuran dari *feature map* [15]. Ada dua jenis *pooling layer*, yaitu *max pooling* dan *average pooling*. Nilai yang diambil pada *average pooling* adalah nilai rata-rata, sedangkan pada *max pooling* adalah nilai maksimal [16].

2.1.2. Classification Layer

Classification layer merupakan proses yang dilakukan setelah *feature extraction*. Tujuannya untuk mengidentifikasi data. *Classification layer* terdiri tahapan *fully connected layer*. Berikut ini penjelasan dari tahapan *fully connected layer*.

a.) *Fully connected layers* : lapisan yang digunakan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar data dapat diklasifikasikan secara linear [16]. Hasil dari proses *fully connected layers*

akan diperoleh nilai yang dijadikan untuk proses klasifikasi objek yang merupakan nilai *output*.

2.2. Performansi Sistem

Penelitian ini menggunakan empat parameter untuk mengukur kinerja sistem, yaitu akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*. Pengukuran kinerja sistem ditunjukkan pada persamaan (2), (3), (4), dan (5) [17].

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{2}$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \tag{3}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{4}$$

$$F_1 - Score = 2 \times \frac{presisi \times recall}{presisi+recall} \tag{5}$$

TP (*True Positive*) menunjukkan data anemia yang tepat terdeteksi sebagai anemia, TN (*True Negative*) menunjukkan data non anemia terdeteksi sebagai data non anemia, FP (*False Positive*) menunjukkan data anemia terdeteksi non anemia, sedangkan FN (*False Negative*) menunjukkan non anemia terdeteksi data anemia.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

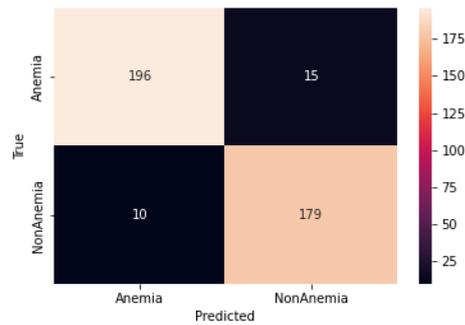
Dataset anemia yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset yang telah diaugmentasi yang terdiri dari 2000 citra konjungtiva palpebra yang berisi kondisi anemia dan non-anemia. Selanjutnya dataset dibagi menjadi 1.440 gambar untuk pelatihan, 160 gambar untuk validasi dan 400 gambar untuk pengujian model. Kinerja sistem dievaluasi berdasarkan parameter kinerja yang meliputi akurasi, *recall*, *precision*, dan *f-1 score*. Model 1D-CNN yang diusulkan dilatih dengan menggunakan berbagai metode optimasi dan *learning rate* yang bervariasi. Empat optimasi yang digunakan adalah Adam, Nadam, SGD, dan RMSprop. Selanjutnya, evaluasi kinerja sistem dilakukan berdasarkan *learning rate* 0.01, 0.001, dan 0.0001. Hasil akurasi dari model yang diusulkan dalam penelitian ini ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan optimizer dan learning rate dari model yang diusulkan

Optimizer	Learning Rate	Accuracy		
		Train	Val	Test
Adam	0.0001	1.00	0.92	0.94
	0.001	0.51	0.90	0.47
	0.01	0.51	0.47	0.47
Nadam	0.0001	1.00	0.92	0.92
	0.001	0.51	0.92	0.47
	0.01	0.51	0.47	0.47
SGD	0.0001	0.48	0.47	0.47
	0.001	0.51	0.49	0.48
	0.01	0.60	0.65	0.61

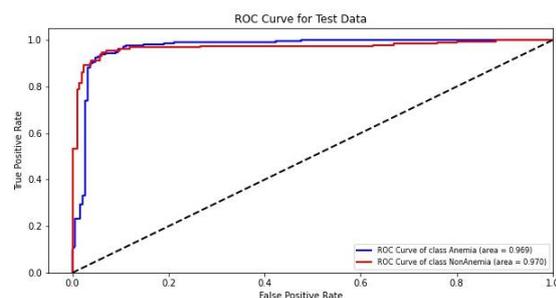
	0.0001	0.98	0.90	0.86
RMSprop	0.001	0.98	0.92	0.93
	0.01	0.60	0.65	0.61

Berdasarkan tabel, akurasi klasifikasi tertinggi diperoleh dengan menggunakan *optimizer* Adam pada saat *learning rate* 0,0001. Data latih, validasi dan uji masing-masing menunjukkan skor akurasi 1.0, 0.92, dan 0.94. Berdasarkan gambar. Semakin lambat *learning rate* maka semakin tinggi waktu yang kita butuhkan dalam proses pelatihan data. *Learning rate* dapat didefinisikan sebagai salah satu hyperparameter yang mengatur seberapa besar perubahan model dalam menanggapi kesalahan yang diperkirakan. Menentukan nilai *learning rate* merupakan suatu hal yang sangat penting, karena nilai yang kecil dapat mengakibatkan proses pelatihan yang lama dan bisa saja macet, sedangkan nilai yang terlalu besar dapat mengakibatkan pembelajaran rangkaian bobot yang tidak optimal terlalu cepat atau proses pelatihan yang tidak stabil. Oleh karena itu, kita harus berhati-hati dalam menentukan *learning rate*.



Gambar 3. Confusion matrix data uji

Berdasarkan hasil *confusion matrix* pada gambar 3, data latih berhasil mengklasifikasikan kondisi anemia menjadi dua kelas. Dapat dilihat bahwa 196 data berhasil diklasifikasikan untuk kelas anemia dan 179 data diklasifikasikan untuk kelas non anemia dengan benar. Semakin tinggi skor masing-masing maka semakin baik kemampuan model untuk mengklasifikasikan kelas. Dengan akurasi klasifikasi yang diperoleh dapat disimpulkan model yang diusulkan memiliki kemampuan generalisasi yang akurat dalam mengklasifikasikan kondisi normal dan kondisi anemia berdasarkan citra konjungtiva palpebral.



Gambar 4. Kurva ROC untuk data uji

Gambar 4 [1] menunjukkan kurva ROC. Nilai *area under the curve* (AUC) menunjukkan kemampuan system pengklasifikasi untuk membedakan antar kelas. Semakin besar skor AUC, semakin baik kemampuan model untuk mengklasifikasikan kelas. Kurva tersebut menunjukkan bahwa nilai ROC masing-masing kelas mendapatkan hasil yang memuaskan yaitu sekitar 0.97. Berdasarkan hal ini, kita dapat menyimpulkan bahwa model yang diusulkan dapat mengklasifikasi dengan baik dan menggeneralisasi dataset.

Tabel 2. Kinerja model yang diusulkan

Class	Precision	Recall	F1-Score
Anemia	0.95	0.93	0.94
Non Anemia	0.92	0.95	0.93

Tabel 2 menunjukkan hasil presisi, *recall* dan *f1-score* untuk mengevaluasi kinerja sistem. Rentang nilai diatur dari 0 hingga 1 (nilai 1 menunjukkan bahwa tidak ada kesalahan). Terlihat bahwa hasil performansi dari sistem ini mendekati 1. Kondisi ini menunjukkan bahwa model dapat mengklasifikasikan kondisi anemia dan kondisi normal dengan kesalahan klasifikasi yang minimal.

4. KESIMPULAN

Deteksi terhadap penyakit anemia dapat dilakukan dengan metode *non-invasive*. Dengan cara mendapatkan citra digital dari konjungtiva palpebra menggunakan kamera *smartphone*, selanjutnya dapat dideteksi apakah seseorang mengalami anemia atau tidak. Proses ekstraksi ciri dan klasifikasi dilakukan dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN dapat membedakan secara spesifik ciri dari kondisi normal dan anemia dengan kesalahan yang minimal. Akurasi sistem terbaik yang diperoleh pada penelitian ini adalah 94%, dengan nilai rata-rata presisi, *recall* dan *f1 score* secara berturut-turut yaitu 0.935; 0.94; 0.935.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. A. Rochmanto, H. Zakaria, R. D. Alviana, N. Shahib, "Non-invasive hemoglobin measurement for anemia diagnosis. International Conference on Electrical Engineering," *Computer Science and Informatics (EECSI)*, pp. 19–21, 2017. <https://doi.org/10.1109/EECSI.2017.8239096>
- [2] M. Y. Florestiyanto, and N. J. Peksi, "Non-Invasive Anemia Screening Using Nails and Palms Photos," vol. 1, no. 1, pp. 311–318, 2020
- [3] D. Manisha, J. Prakash, Mishra, Anupam. "Image Segmentation of Eye for Non-Invasive Detection of Anemia," 2018. <https://ssrn.com/abstract=3282850>
- [4] V. Agrawal, "Non-Invasive Anemia Detection in Pregnant Women," vol. 3, no. 16, pp. 1–3, 2015.
- [5] Y. N. Fuadah, S. Sa'idah, I. Wijayanto, R. Patmasari and R. Magdalena, "Non Invasive Anemia Detection in Pregnant Women Based on Digital Image Processing and K-Nearest Neighbor," *2020 3rd International Conference on Biomedical Engineering (IBIOMED)*, pp. 60-64, 2020. doi: 10.1109/IBIOMED50285.2020.9487605.
- [6] S. Collings, O. Thompson, E. Hirst, L. Goossens, A. George, et al. "Non-Invasive Detection of Anaemia Using Digital Photographs of the Conjunctiva," *PLOS ONE*, vol. 11, no. 4, 2016. doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0153286>
- [7] M. D. Anggraeni and A. Fatoni. "Non-invasive Self-Care Anemia Detection during Pregnancy Using a Smartphone Camera," 2017 <https://doi.org/10.1088/1742-6596/755/1/011001>
- [8] P. V. Bhagat, and R. Singhal, "A Review Paper on Non-Invasive Methods for Determination of Anemia," vol. 5, no. 2, pp. 693–694, 2018.
- [9] P. Jain, S. Bauskar, and M. Gyanchandani, "Neural network based non-invasive method to detect anemia from images of eye conjunctiva," *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 30, no. 1, pp. 112–125, 2020. Doi: <https://doi.org/10.1002/ima.22359>
- [10] Y. N. Fu'adah, S. Saidah, I. Wijayanto, N. A. Ibrahim, S. Rizal, and R. Magdalena, "Computer Aided Diagnosis for Early Detection of Glaucoma Using Convolutional Neural Network (CNN)," 2021
- [11] K. K. Patro, A. Jaya Prakash, M. Jayamanmadha Rao, and P. Rajesh Kumar, "An Efficient Optimized Feature Selection with Machine Learning Approach for ECG Biometric Recognition," *IETE J. Res.*, vol. 0, no. 0, pp. 1–12, 2020.
- [12] JokerPT, "Binary Image classifier CNN using TensorFlow" 2020. <https://medium.com/techiepedia/binary-image-classifier-cnn-using-tensorflow-a3f5d6746697> (accessed Mar. 4, 2022).
- [13] A. T. Putra, K. Usman, and S. Saidah, "Webinar Student Presence System Based on Regional Convolutional Neural Network Using Face Recognition," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 2, no. 2, pp. 109–

- 118, 2021. Doi:
<https://doi.org/10.20884/1.jutif.2021.2.2.82>
- [14] K. K. Patro, A. Jaya Prakash, M. Jayamanmadha Rao, and P. Rajesh Kumar, "An Efficient Optimized Feature Selection with Machine Learning Approach for ECG Biometric Recognition," *IETE J. Res.*, vol. 0, no. 0, pp. 1–12, 2020.
- [15] A. Hibatullah and I. Maliki, "Penerapan Metode Convolutional Neural Network Pada Pengenalan Pola Citra Sandi Rumput," Doctoral dissertation, Universitas Komputer Indonesia, 2019.
- [16] M. R. Alwanda, R. P. Kurniawan Ramadhan and D. Alamsyah, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle," *Jurnal Algoritme*, vol. 1, no. 1, pp. 45-56, 2020.
- [17] M. N. Bajwa, M. I. Malik, S. A. Siddiqui, A. Dengel, F. Shafait, W. Neumeier and S. Ahmed, "Correction to: Two-stage framework for optic disc localization and glaucoma classification in retinal fundus images using deep learning," *BMC Medical Informatics and Decision Making*, vol. 19, no. 136, pp. 1-16, 2019. DOI: 10.1186/s12911-019-0842-8