

Klasifikasi Keparahan Penyakit Glaukoma pada Citra Fundus Retina dengan Deep k-Nearest Neighbor

1st Devani Paundrianagari Nairda

Fakultas Informatika

Universitas Telkom

Bandung, Indonesia

devanipaundria@students.telkomuniversity.ac.id

2nd Suyanto

Fakultas Informatika

Universitas Telkom

Bandung, Indonesia

suyanto@telkomuniveristy.ac.id

Abstrak — Penyakit glaukoma merupakan penyakit yang terjadi karena kondisi saat rusaknya serat lembut saraf optik pada mata. Saraf optik ini berfungsi mengirimkan penglihatan dari mata ke otak. Sehingga penderita penyakit glaukoma sering mengalami kondisi berkurangnya jarak pandang, bahkan hingga kebutaan. Telah terdapat penelitian yang menggunakan metode Machine Learning namun memiliki akurasi yang rendah. Sehingga, pada penelitian ini kami mengusulkan metode klasifikasi glaukoma dengan menggabungkan Deep Learning dengan kNN, dimana Deep Learning digunakan sebagai ekstraksi fitur. Dengan inputan hasil ekstraksi fitur dari Deep Learning, lalu dimasukkan ke 3 layer algoritma kNN, dan menghasilkan output berupa kelas klasifikasi serta confidence score. Diharapkan model gabungan ini dapat memberikan peningkatan akurasi dalam menangani task klasifikasi tingkat keparahan glaukoma. Dengan mengklasifikasi tingkat keparahan penyakit glaukoma, maka pasien glaukoma dapat menerima perawatan medis yang sesuai. Metode berbasis gabungan Machine Learning dan Deep Learning ini akan disebut Deep kNN. Pembagian kategori PPA ke dalam beberapa kelas yaitu normal; mild; dan severe, dengan dataset berjumlah 250 citra fundus retina. Setelah dilakukan proses training dan testing pada model gabungan Deep kNN, didapatkan hasil akurasi sebesar 78%.

Kata Kunci: Kualitas Layanan, Metode IPA, CSI

I. PENDAHULUAN

Penyakit glaukoma merupakan penyakit yang terjadi karena kondisi saat rusaknya serat lembut saraf optik pada mata. Saraf optik ini berfungsi mengirimkan penglihatan dari mata ke otak. Sehingga penderita penyakit glaukoma sering mengalami kondisi berkurangnya jarak pandang, bahkan hingga kebutaan. Lembaga Population Based Surveys (PBS) menyatakan bahwa penyakit glaukoma merupakan penyebab kebutaan nomor dua, setelah penyakit katarak. Pada data lain, juga disebutkan bahwa glaukoma telah menginfeksi sebanyak 70 juta orang, dan para peneliti memperkirakan bahwa pada tahun 2020 akan terdapat peningkatan jumlah pasien glaucoma hingga menyentuh angka 79.6 juta orang [3]. Glaukoma dapat diketahui dari citra fundus retina dengan memperhatikan kehadiran Peripapillary Atrophy (PPA). PPA merupakan daerah berwarna cerah, bahkan cenderung berwarna putih,

berbentuk seperti bulan sabit dan terletak pada bagian yang bersinggungan dengan batas luar Optic Nerve Head (ONH). Pada beberapa kasus dengan glaukoma yang cukup parah, PPA dapat mengelilingi ONH sehingga terlihat berbentuk seperti cincin [3]. Telah terdapat penelitian serupa yang menggunakan metode-metode dasar dan konvensional ataupun modifikasi. K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan algoritma yang populer karena kesederhanaan tekniknya 2 namun menghasilkan akurasi yang bagus. Namun kelemahannya yaitu sangat bergantung pada nilai k dan banyaknya data training, sehingga kinerjanya dapat dengan mudah menurun [1]. Sedangkan Deep Learning memiliki keakuratan tinggi namun tidak explainable. Metode klasifikasi glaukoma berbasis Machine Learning dan Deep Learning memiliki akurasi dan explainability yang rendah. Sehingga, untuk mengatasi permasalahan tersebut, pada penelitian ini diusulkan untuk menggunakan metode gabungan. Metode gabungan ini diimplementasikan pada model untuk mengklasifikasi tingkat keparahan penyakit glaukoma berdasarkan citra fundus retina. Pembagian kategori PPA kedalam tiga kelas yaitu normal, mild, dan severe, agar selain mengklasifikasi penyakit glaukoma dapat juga mengetahui tingkat keparahannya sehingga pasien dapat menerima perawatan yang sesuai. Diharapkan metode ini memberikan akurasi dan explainability yang tinggi sehingga meningkatkan kepercayaan terhadap hasil klasifikasi tingkat keparahan glaukoma.

A. Topik dan Batasannya

Berdasarkan latar belakang diatas, dirumuskan masalah yaitu metode klasifikasi keparahan penyakit glaukoma berbasis Machine Learning dan Deep Learning memiliki akurasi dan explainability yang rendah.

B. Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah membangun metode klasifikasi glaukoma, berbasis gabungan Machine Learning dan Deep Learning, yang memberikan akurasi dan explainability yang tinggi.

C. Hipotesis

Metode klasifikasi glaukoma, berbasis gabungan Machine Learning dan Deep Learning, diduga akan memberikan peningkatan akurasi dan explainability yang bagus, karena proses penggabungan kedua metode akan saling menguatkan.

D. Rencana Kegiatan

1. Studi Literatur

Pada tahap ini, dilakukan proses pembelajaran terhadap berbagai literatur dengan cara mengumpulkan serta mempelajari materi yang berhubungan dengan topik penelitian ini yaitu mengenai metode klasifikasi pendahulu seperti Deep Learning dan k-Nearest Neighbor, melalui sumber-sumber seperti buku teori, jurnal atau paper penelitian, maupun sumber-sumber lainnya yang serupa dan valid.

2. Pengumpulan Data

Pada tahap ini, dilakukan proses pengumpulan data-data yang digunakan untuk melaksanakan penelitian ini, yaitu sampel data pelatihan dan pengujian berupa citra fundus retina pengidap penyakit glaukoma.

3. Analisis dan Rancangan Sistem

Pada tahap ini, dilakukan proses berupa menganalisis berbagai model sistem yang serupa dengan penelitian ini, lalu membuat rancangan model sistem yang akan dibangun untuk dapat mewujudkan tujuan penelitian.

4. Implementasi dan Pengujian

Pada tahap ini, dilakukan proses implementasi rancangan model sistem yang sebelumnya telah diteliti dan dibuat, lalu melakukan proses pengujian pada sistemnya. Proses implementasi dilakukan dengan menjalankan preprocessing pada dataset pelatihan dan pengujian yang telah dikumpulkan. Lalu dilakukan implementasi metode yang diusulkan pada dataset. Pengujian pada sistem yang dilakukan yaitu precision, recall, F1-score dan akurasi.

5. Analisis Hasil Penelitian

Pada tahap ini, dilakukan analisis hasil yang telah didapatkan melalui tahap implementasi metode yang diusulkan serta pengujian pada sistem yang telah dirancang. Kemudian membuat kesimpulan berdasarkan analisis tersebut.

6. Penulisan Proposal

Tahap terakhir yaitu melakukan penulisan laporan/jurnal ilmiah sesuai dengan penelitian yang telah dilakukan pada tahapan sebelumnya. Penulisan laporan dilakukan sebagai upaya dokumentasi serta arsip dari pembuatan Tugas Akhir

II. KAJIAN TEORI

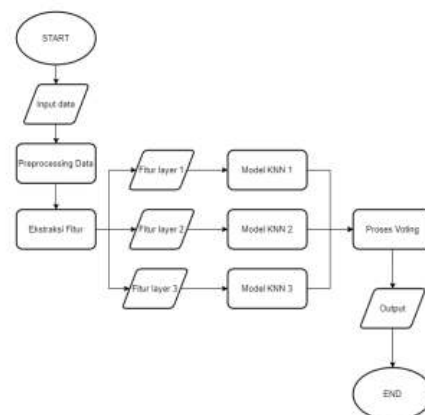
Terdapat beberapa penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti sebelumnya untuk task klasifikasi penyakit glaukoma berdasarkan citra retina. Penelitian tersebut menggunakan metode yang berbeda-beda. KNN merupakan salah satu dari 10 algoritma paling terkenal dalam dunia Data Mining. KNN merupakan algoritma yang menggunakan teknik nonparametrik, sehingga cara kerjanya sangat sederhana namun sangat efektif karena mengandalkan kemampuan dalam mengenali pola yang serupa di dataset. Namun dari kesederhanaan tekniknya, kNN memiliki beberapa kelemahan, yaitu sangat ketergantungan pada besarnya nilai k, kesalahan dalam menentukan nilai k, dapat membuat menurun. Dikarekan kNN mengolah data berdasarkan pola yang serupa, maka kinerja kNN mudah menurun apabila dalam kasus dengan ukuran data training yang kecil [1].

Pada penelitian Anggita Nurfadilla dkk., yang berjudul Diagnosis Penyakit Mata menggunakan Metode Improved K-Nearest Neighbor. Metode Improved K-Nearest Neighbor adalah metode pengembangan dari algoritma kNN konvensional, yang dapat menghilangkan kelas yang memiliki efek dominan berdasarkan sebuah nilai k. Pengambilan data untuk penelitian ini dilakukan dari sebuah rumah sakit lokal, yaitu RSUD Kabupaten Sidoarjo. Pada penelitian ini, akurasi terbesar yang didapatkan dari pengujian variasi nilai k yaitu sebesar 88%. Sedangkan tingkat akurasi terendah yang didapatkan dari pengujian Cross Validation yaitu sebesar 56% [6]. Pada penelitian Fani Nurona Cahya dkk., yang memiliki judul penelitian berupa Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN).

Dilakukan penelitian klasifikasi penyakit mata dengan arsitektur model AlexNet. Penelitian yang dilakukan yaitu klasifikasi penyakit mata dengan 4 kelas yaitu normal, katarak, glaukoma, dan penyakit retina. Pengujian dan testing dilakukan dengan menggunakan dataset penyakit katarak, dan didapatkan hasil akurasi klasifikasi terbaik sebesar 98.37% [5]. Pada penelitian Nicolas Papernot dkk., yang berjudul Deep k-Nearest Neighbors: Towards Confident, Interpretable and Robust Deep Learning, dijelaskan bahwa Deep k-Nearest Neighbors (DkNN) adalah algoritma klasifikasi yang menggabungkan metode Deep Learning dan k-Nearest Neighbors. Model DkNN yang dibuat memiliki kelebihan berupa dapat menginterpretasi model prediksi. Model prediksi sejenis ini dapat berfungsi sebagai dukungan pada hasil prediksi, sehingga alasan pengambilan hasil keputusan prediksi dapat dengan mudah dipahami dan ditafsirkan oleh pengamatan manusia. Hasil seperti berpotensi ini menjadi jalan baru untuk memberikan keamanan dalam mempercayai hasil prediksi dari model Machine Learning [2].

III. METODE

Pada bagian ini, akan dijelaskan metode yang diusulkan, ide dasar, serta rancangan model sistem untuk klasifikasi tingkat keparahan glaukoma dengan menggunakan algoritma Deep kNN. Berikut adalah rancangan sistem yang akan dibangun:



GAMBAR 1.
Diagram Alur Sistem 4

Berdasarkan pada gambar 1, digambarkan bahwa proses kerja Deep kNN dimulai dari preprocessing data dan

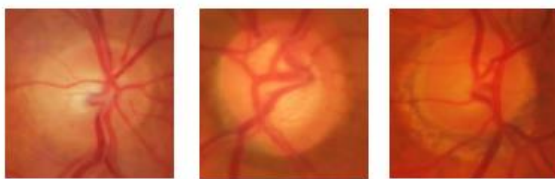
dilakukan ekstraksi fitur dengan menggunakan model Deep Learning. Selanjutnya, 3 fitur yang telah dikeluarkan dari proses ekstraksi fitur dimasukkan ke dalam kNN yang terdapat pada setiap layer. KNN di setiap layer akan menghasilkan kelas prediksi, lalu dilakukan proses voting pada hasil kelas prediksi kNN dari setiap layer dengan didapat mode, nilai yang paling sering muncul, sehingga ditemukan hasil kelas prediksi final dari model. Untuk menjelaskan explainability-nya, dihitung persentase berdasarkan nilai kemunculan kelas dari setiap kNN.

A. Ide Dasar

Tujuan dari penggabungan Deep Learning dengan kNN adalah untuk meningkatkan kehandalan model dalam mengklasifikasi keparahan glukoma dari citra fundus retina dan meningkatkan explainability-nya. Kehandalan model ditingkatkan dengan cara menggunakan model deep learning untuk proses ekstraksi fitur dari setiap layer, lalu dimasukkan ke model kNN untuk mendapatkan kelas prediksi klasifikasinya. Selanjutnya dilakukan voting dan menghitung persentase kemunculan kelas pada setiap output kNN sebagai nilai dari explainability -nya.

B. Dataset

Pada penelitian ini, dataset yang digunakan adalah dataset berupa kumpulan citra retina dengan ukuran asli 595 x 595 piksel. Dataset terdiri dari 250 citra yang terbagi menjadi 3 (tiga) kelas yaitu normal, mild, dan severe. Berikut citra dataset dari setiap kelas, dimulai dari kiri : normal, tengah : mild, dan kanan : severe.



GAMBAR 2.
Citra dataset glaucoma

C. Pembagian Data Training dan Testing

Dataset yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 250 citra dibagi menjadi data training dan testing. Dengan perbandingan jumlah data training dan testing sebanyak 8 : 2, sehingga 80% data training sejumlah 200 citra fundus retina dan 20% data testing sejumlah 50 citra fundus retina.

D. Training

Dataset yang telah melalui preprocessing data akan dilatih dengan menggunakan sebuah model deep learning sederhana yang terdiri dari 3 layer konvolusi dan 1 dense layer. Pertama, terlebih dahulu dilakukan training dan testing menggunakan deep learning untuk mengetahui performa deep learning dalam mengklasifikasi tingkat keparahan glukoma. Selanjutnya adalah melakukan klasifikasi keparahan glukoma dengan menggunakan model gabungan deep learning dan kNN. Deep learning digunakan sebagai alat untuk ekstraksi fitur.

Digunakan model deep learning dengan 3 layer konvolusi namun tanpa dense layer. Model dibuat untuk mengeluarkan 3 output, yaitu output fitur setelah layer konvolusi ke-1, ke-2, dan ke-3. Lalu ketiga output tersebut dijadikan data

training dan data testing untuk setiap layer kNN. Selanjutnya dilakukan voting terhadap hasil prediksi dari 3 knn tersebut. Voting dilakukan dengan mencari mode dari ketiga hasil prediksi knn. Untuk menjelaskan explainability-nya dihitung persentase kemunculan kelas pada setiap kNN dan digunakan sebagai confidence score.

E. Evaluasi

Pada tahap ini, dilakukan proses evaluasi untuk mengetahui tingkat akurasi serta explainability sebagai permasalahan yang dibahas pada penelitian ini. Evaluasi yang dilakukan yaitu precision, recall, F1- score, akurasi dan explainability. Agar memahami cara evaluasi, perlu diketahui tentang Confusion Matrix, pada tabel berikut.

TABEL 1.

Confusion Matrix

		Kelas sebenarnya	
		Positif	Negatif
Prediksi	Positif	TP (True Positives)	FP (False Positives)
	Negatif	FN (False Negatives)	TN (True Negatives)

Keterangan :

TP (True Positives) = Jumlah data yang berkelas positif, dan diklasifikasikan sebagai positif.

FP (False Positives) = Jumlah data yang berkelas negatif, dan diklasifikasikan sebagai positif.

FN (False Negatives) = Jumlah data yang berkelas positif, dan diklasifikasikan sebagai negatif.

TN (True Negatives) = Jumlah data yang berkelas negatif, dan diklasifikasikan sebagai negatif.

1. Precision

Precision adalah nilai ketepatan model sistem dalam mengklasifikasi data berkelas positif dan diklasifikasikan sebagai kelas positif juga [9]. Nilai precision didapat dari menghitung jumlah data true positives lalu dibagi total jumlah data true positives dan false positives, sehingga persamaannya sebagai berikut :

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

2. Recall

Recall adalah nilai ketepatan model sistem dengan menghitung jumlah data true positives lalu dibagi total jumlah data true positives dan false positives [9], sehingga persamaan untuk menghitungnya sebagai berikut:

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

3. F1-Score

F1- score adalah nilai yang didapatkan dari rata-rata perbandingan antara bobot nilai precision dan nilai recall [10]. Nilai F1-score dihitung dengan persamaan:

$$F1\text{-score} = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

4. Akurasi

Akurasi adalah nilai ketepatan model sistem dalam mengklasifikasi kelas datanya secara benar [9]. Nilai akurasi didapat dari menghitung jumlah data true positives dan true

negatives lalu dibagi total jumlah data, sehingga persamaannya sebagai berikut :

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

5. Explainability

Pada pengujian ini, pengujian aspek explainability mengacu pada kemampuan untuk menjelaskan secara logis hasil klasifikasi berupa suatu nilai angka. Model Deep kNN akan dijalankan, lalu melalui proses training, testing, menghasilkan kelas klasifikasi beserta confidence score-nya.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini, akan menjabarkan hasil proses training, testing serta skenario-skenario perbandingan yang dilakukan selama pengerjaan tugas akhir, lalu akan dievaluasi dan dianalisis kelebihan dan kekurangannya. Proses testing yang dilakukan yaitu sebanyak 3 (tiga) skenario. Skenario yang pertama yaitu dilakukan proses training dan testing menggunakan model Deep Learning. Skenario yang kedua, dilakukan proses training dan testing menggunakan model gabungan Deep Learning dan Machine Learning yaitu Deep kNN. Skenario yang ketiga adalah mencari nilai k terbaik untuk model Deep kNN. Pada 3 (tiga) skenario pengujian tersebut menggunakan data training dan testing dengan data dan jumlah yang sama yaitu 200 citra data training dan 50 citra data testing.

A. Pengujian Skenario Pertama

Pada pengujian skenario pertama, dilakukan training dan testing menggunakan model Deep Learning dengan tujuan ingin membandingkan kinerja model Deep Learning dengan model Deep kNN. Proses training dilakukan sebanyak 30 epochs dengan fungsi loss categorical crossentropy dan optimizer adam. Berikut merupakan hasil yang didapatkan pada pengujian ini. Precision, recall, dan f1-score menggunakan macro average.

TABEL 2.

Hasil pengujian skenario pertama model Deep Learning

Model	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
Deep Learning	82	78	78	77

Dari pengujian skenario pertama, didapat bahwa model Deep Learning sudah bagus dalam mengklasifikasikan tingkat keparahan penyakit glaukoma dari citra fundus retina dengan nilai akurasi sebesar 82%. Input citra dan hasil klasifikasi dapat dilihat pada gambar 3 yang ditampilkan pada bagian pengujian skenario kedua.

B. Pengujian Skenario Kedua

Pada pengujian skenario kedua, dilakukan training dan testing menggunakan model gabungan Deep Learning dan Machine Learning yaitu Deep kNN. Nilai k yang digunakan dalam algoritma kNN adalah 3.

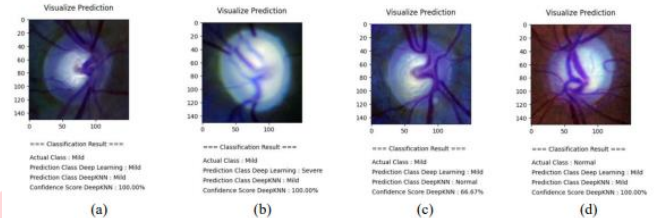
Berikut merupakan hasil akhir yang didapatkan oleh algoritma Deep kNN pada pengujian ini.

TABEL 3.

Hasil pengujian skenario kedua model Deep kNN

Model	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
Deep kNN	78	82	70	74

Dari pengujian skenario kedua, didapatkan hasil akurasi sebesar 78%, dari macro average didapatkan nilai precision, recall, f1-score sebesar 82%, 70%, dan 74%. Berikut merupakan input citra dan hasil klasifikasi dengan menggunakan model Deep Learning dan model Deep kNN.



GAMBAR 3. Hasil Pengujian Model Deep kNN

Gambar 3 merupakan hasil output dari model yang menampilkan data kelas sebenarnya, kelas prediksi model Deep Learning yang dilakukan pada skenario pengujian pertama, lalu kelas prediksi model Deep kNN, serta confidence score yang dihasilkan oleh model Deep kNN yang didapatkan dari persentase hasil voting dari 3 model kNN. Pada gambar 3 bagian (a), terlihat model Deep Learning dan Deep kNN sukses dalam mengklasifikasi data karena kelas klasifikasi yang diprediksi oleh kedua model tersebut sama dengan kelas sebenarnya. Namun, masing-masing model masih memiliki kelemahan karena pernah mengalami kesulitan dalam mengklasifikasi citra sehingga salah dalam memprediksi kelas klasifikasinya, seperti yang terlihat pada gambar 3 bagian (b) dan (c).

Pada gambar 3 bagian (c), dapat dilihat bahwa model Deep kNN menghasilkan confidence score kurang dari 100% yaitu 66,7%. Hal itu mengartikan bahwa model Deep kNN kurang yakin dengan hasil kelas prediksinya. Kedua model juga pernah secara bersamaan mengalami kesulitan dalam mengklasifikasikan citra, sehingga kedua model menghasilkan kelas prediksinya yang salah, seperti hasil yang terlihat pada gambar 3 bagian (d).

C. Pengujian Skenario Ketiga

Pada skenario ketiga ini dilakukan proses pengujian untuk menemukan nilai k terbaik yang digunakan pada model Deep kNN. Nilai k yang diuji yaitu nilai 3, 5, 7, dan 9. Didapatkan hasil pengujian sebagai berikut.

TABEL 4.

Hasil pengujian skenario ketiga.

Nilai K	Akurasi kNN ke-1	Akurasi kNN ke-2	Akurasi kNN ke-3	Vote
3	72	82	74	78
5	70	70	64	68
7	70	72	72	72
9	72	70	70	72

Pada tabel 4, berisi besaran nilai k yang diuji, dan hasil akurasi dari setiap layer model kNN, beserta akurasi pada

hasil kelas prediksi akhirnya. Berdasarkan data pengujian diatas, dapat disimpulkan bahwa nilai k terbaik yang dapat digunakan model Deep kNN adalah nilai k sebesar 3.

D. Diskusi dan Analisis

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan agar pasien penyakit glaukoma bisa mendapatkan perawatan yang sesuai dengan tingkat keparahan glaukomanya. Sehingga fokus tujuan yang ingin dicapai yaitu membuat model klasifikasi yang akurat dan explainable. Metode yang diusulkan dapat mencapai tujuan tersebut yaitu dengan menggabungkan Deep Learning dan kNN. 8 Dilakukan 3 (tiga) skenario pengujian klasifikasi tingkat keparahan glaukoma berdasarkan citra fundus retina. Model Deep Learning mendapatkan hasil akurasi sebesar 82%, dan Deep kNN mendapatkan hasil akurasi sebesar 78%. Model Deep Learning menunjukkan hasil akurasi klasifikasi yang lebih baik dibandingkan dengan model Deep kNN. Hal ini mengindikasikan bahwa Deep Learning masih lebih kuat dalam menangani tugas klasifikasi. Pada model Deep kNN, output yang dihasilkan adalah kelas hasil klasifikasi dan confidence score-nya. Berbeda dengan model Deep Learning yang menggunakan nilai bobot untuk menentukan kelas klasifikasinya, model Deep kNN menentukan kelas klasifikasinya berdasarkan kelas pemenang voting dari 3 hasil klasifikasi, 3 layer kNN.

Confidence score didapat dari menghitung persentase pemenang voting, sehingga confidence score diartikan sebagai nilai keyakinan model Deep kNN terhadap kelas klasifikasi akhirnya. Apabila confidence score bernilai kurang dari 100%, maka terdapat layer kNN yang menghasilkan kelas klasifikasi yang berbeda, dan hal ini disimpan oleh model sehingga dapat dilihat pada layer seberapa hasil klasifikasi yang berbeda. Model Deep Learning kurang bisa menjelaskan asal nilai bobot yang digunakan untuk menentukan kelas klasifikasinya, namun model Deep kNN dapat menjelaskan berasal dari mana dan seberapa besar keyakinannya terhadap hasil klasifikasi final, sehingga hal dapat memenuhi konsep explainability.

V. KESIMPULAN

A. Kesimpulan

Pada tugas akhir, ini telah dilakukan penelitian untuk klasifikasi tingkat keparahan penyakit glaukoma dari citra fundus retina dengan menggunakan metode yang menggabungkan Deep Learning dan Machine Learning yaitu Deep kNN. Dilakukan tiga proses pengujian skenario dengan menggunakan data yang sama. Pada pengujian pertama, dilakukan training dan testing menggunakan model sederhana dengan arsitektur Deep Learning. Pengujian skenario kedua, dilakukan training dan testing dengan model gabungan antara Deep Learning dan kNN. Pengujian skenario ketiga yaitu pengujian untuk mencari nilai k terbaik digunakan pada model Deep kNN. Berikut merupakan kesimpulan yang didapat dari tiga skenario pengujian yang telah dilakukan.

1. Pada pengujian skenario pertama, model Deep Learning mendapatkan hasil akurasi sebesar 82%. Pada pengujian skenario kedua, model Deep kNN mendapatkan hasil akurasi sebesar 78%. Berdasarkan hal tersebut, didapat

bahwa model Deep Learning masih lebih kuat dalam menangani tugas klasifikasi.

2. Model Deep Learning dan Deep kNN memiliki kinerja yang cukup baik dalam mengklasifikasi dataset. Namun beberapa kali, masing-masing model juga pernah mengalami kesulitan dalam mengklasifikasi data sehingga salah memprediksi kelas klasifikasinya.

3. Berdasarkan pengujian skenario ketiga, didapat bahwa nilai k terbaik yang digunakan pada model Deep kNN yaitu nilai k sebesar 3.

B. Saran

Terdapat beberapa kekurangan yang didapatkan selama proses penelitian, namun diharapkan bahwa kekurangan tersebut dapat memantik penelitian-penelitian baru di masa depan sehingga dapat menciptakan model gabungan Deep Learning dengan kNN yang lebih baik. Berikut merupakan saran yang dapat dilakukan untuk memperbaiki kekurangan tersebut.

1. Menggunakan metode Machine Learning yang lebih kuat atau kompleks, sehingga model gabungan juga menjadi lebih kuat.
2. Memperbanyak dataset citra agar model belajar lebih beragam data.
3. Melakukan modifikasi dengan memperbanyak layer deep learning atau membedakan jumlah layer deep learning dengan jumlah kelas output agar hasil voting lebih kuat.

REFERENSI

- [1]. Gou, J., Qiu, W., Yi, Z., Xu, Y., Mao, Q., & Zhan, Y. (2019). A local mean representation-based K nearest neighbor classifier. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 10(3). <https://doi.org/10.1145/3319532>
- [2]. Papernot, N., & McDaniel, P. (2018). Deep k-Nearest Neighbors: Towards Confident, Interpretable and Robust Deep Learning. c. <http://arxiv.org/abs/1803.04765>
- [3]. Zulfira, F. Z. (2021). Multi-Class Peripapillary Atrophy untuk Mendeteksi Penyakit Glaukoma pada Gambar Fundus Retina. *Open Library Telkom University*.
- [4]. Zulfira, F. Z., Suyanto, S., & Septiarini, A. (2021). Segmentation technique and dynamic ensemble selection to enhance glaucoma severity detection. *Computers in Biology and Medicine*, 139(June), 104951. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2021.104951>
- [5]. Cahya, F. N., Hardi, N., Riana, D., & Hadiyanti, S. (2021). Deteksi Penyakit Mata Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *Sistemasi*, 10(3), 618. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v10i3.1248>
- [6]. Mahardika, A. N., Widodo, A. W., & Rahman, M. A. (2019). Diagnosis Penyakit Mata menggunakan Metode Improved K-Nearest Neighbor. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(11), 10531–10537.
- [7]. Cahyanti, D., Rahmayani, A., & Husniar, S. A. (2020). Analisis performa metode Knn pada Dataset pasien pengidap Kanker Payudara. *Indonesian Journal of Data and Science*, 1(2), 39–43. <https://doi.org/10.33096/ijodas.v1i2.13>
- [8]. Ilahiyah, S., & Nilogiri, A. (2018). Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan

Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network. JUSTINDO (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia), 3(2), 49–56. [9]. Kurniawan, Y. I., & Barokah, T. I. (2020). Deteksi Penentuan Pengajuan Kartu Kredit Menggunakan KNearest Neighbor. Jurnal Ilmiah Matrik, 22(1), 73–82. <https://doi.org/10.33557/jurnalmatrik.v22i1.843>

[10]. HARIYANI, Y. S., HADIYOSO, S., & SIADARI, T. S. (2020). Deteksi Penyakit Covid-19 Berdasarkan Citra X-Ray Menggunakan Deep Residual Network. ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika, 8(2), 443. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v8i2.44>

