

Klasifikasi Penyakit Karies Gigi Menggunakan Algoritma Modified K-Nearest Neighbor

Arnold Kalalo^{1*}, Rosmini², Anto³

^{1,2,3} Sistem Informasi, STMIK PPKIA Tarakanita Rahmawati, Tarakan, Kalimantan Utara
Email: ¹arnoldkalalo771@gmail.com, ²rosmini@ppkia.ac.id, ³anto@ppkia.ac.id

Abstrak

Karies gigi lebih dikenal sebagai lubang gigi adalah penyakit dimana bakteri merusak struktur jaringan gigi seperti enamel, dentin, dan sementum. Penyebab utama dari karies gigi adalah demineralisasi jaringan pada permukaan gigi yang disebabkan oleh asam organik yang berasal dari makanan yang mengandung gula. Bila karies gigi tidak cepat di tangani atau di cek sejak awal, maka kerusakan yang terjadi dapat semakin parah hingga akhirnya harus dicabut. Agar lebih mudah mengidentifikasi tingkat keparahan karies dengan memberikan diagnosis yang lebih akurat mengenai kondisi kesehatan gigi pasien, sehingga tindakan yang tepat dan cepat dapat diambil, maka dibuat sistem klasifikasi penyakit karies gigi menggunakan algoritma MKNN. Metode MKNN adalah pengembangan dari metode KNN dengan perbedaan utama berada pada perhitungan validitas data latih dan proses weight voting. Pada penelitian ini, terdapat 3 kelas penyakit karies yang berbeda dan 6 gejala atau variabel. Berikut adalah tahapan metode MKNN yang digunakan, yaitu perhitungan jarak menggunakan euclidean distance, pengujian validitas data latih, penentuan k berdasarkan perhitungan jarak, dan perhitungan weight voting KNN. Pada hasil pengujian, didapatkan bahwa nilai k, jumlah data latih, dan jumlah data uji mempengaruhi hasil klasifikasi. Hasil klasifikasi dari pengujian yang menggunakan 20 data latih, 10 data uji dan nilai k=3 sebagai berikut: 1 pasien klasifikasi karies superfisial, 5 pasien karies media, dan 3 pasien karies profunda. Hasil diagnosa yang dihasilkan aplikasi masih sesuai dengan diagnosa dari pakar (dokter).

Kata Kunci: Modified K-Nearest Neighbor, Karies Gigi, Klasifikasi.

Classification of Dental Caries Using the Modified K-Nearest Neighbor Algorithm

Abstract

Dental caries more commonly known as cavities, is a condition in which bacteria damage the structure of the tooth's tissue such as enamel, dentin, and cementum. The primary cause of tooth decay is the demineralization of the tooth surface due to organic acids from foods containing sugar. If tooth decay is not addressed promptly or checked from the start, the damage can worsen to the point where extraction may be required. To more easily identify the severity of tooth decay and provide a more accurate diagnosis of the patient's dental health, a classification system for tooth decay using the MKNN algorithm was developed. The MKNN method is an enhancement of the KNN method, with the main difference being the calculation of training data validity and the weight voting process. In this study, there are 3 different classes of tooth decay and 6 symptoms or variables. The following are the stages of the MKNN method used: calculating distance using Euclidean distance, testing the validity of training data, determining k based on distance calculations, and calculating weight voting in KNN. The test results show that the value of k, the number of training data, and the number of test data affect the classification results. The classification results from testing with 20 training data, 10 test data, and k=3 are as follows: 1 patient classified with superficial decay, 5 patients with medium decay, and 3 patients with deep decay. The diagnosis results produced by the application still align with the diagnosis from the expert (doctor).

Keywords: CLASSIFICATION, DENTAL CARIES, MODIFIED K-NEAREST NEIGHBOR.

I. PENDAHULUAN

Penyakit gigi dan mulut merupakan salah satu masalah kesehatan serius yang berdampak signifikan pada kesehatan manusia secara keseluruhan, karena gigi dan mulut adalah pintu masuk bagi kuman dan bakteri. Ada berbagai jenis penyakit gigi, dan yang paling umum di masyarakat adalah gigi berlubang, karies gigi, dan periodontitis. Penyebab utama penyakit-penyakit ini meliputi kebersihan gigi yang buruk, konsumsi makanan dan minuman tinggi karbohidrat, merokok, konsumsi alkohol, teknik menyikat gigi yang tidak tepat, dan pertumbuhan gusi yang tidak sempurna.

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Tony Megananda, Sri Hidayati, dan Imam Sarwo Edi (2023), Karies adalah penyakit yang menyerang jaringan keras gigi, yaitu enamel, dentin, dan pulpa, akibat aktivitas mikroorganisme pada karbohidrat yang difermentasi. Penyakit ini ditandai dengan demineralisasi jaringan keras gigi, diikuti oleh kerusakan bahan organik. Akibatnya, bakteri dapat menginvasi, menyebabkan kerusakan pulpa, dan menyebarkan infeksi ke jaringan periapikal, yang berpotensi menimbulkan rasa nyeri. Status karies dipengaruhi oleh empat faktor utama: gigi, substrat, mikroorganisme, proses ini memerlukan waktu untuk berkembang[1]. Dengan munculnya teknologi kedokteran gigi modern, laju pertumbuhan karies gigi telah berkurang berkat kemajuan dalam diagnosis, perawatan, dan pencegahan. Saat ini, dokter gigi dapat mendiagnosis dan menangani karies pada tahap awal, memungkinkan tindakan pencegahan yang lebih efektif. Namun, metode konvensional seperti pemeriksaan visual atau pencitraan lanjutan sering memiliki tingkat sensitivitas yang rendah, yang dapat menyebabkan kesalahan diagnosis, terutama dalam mengenali berbagai bentuk karies.

Berdasarkan permasalahan tersebut, dibutuhkan solusi agar dokter gigi dapat mendiagnosis penyakit gigi pasien dengan cepat dan akurat. Untuk itu, diperlukan sistem cerdas yang mampu mengklasifikasikan karies gigi berdasarkan gejalanya. Dalam penelitian ini, dikembangkan sistem klasifikasi menggunakan metode yang berkaitan dengan kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI), yang mampu berpikir, menilai tindakan, dan mengambil keputusan seperti yang dilakukan manusia.

Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) merupakan pengembangan dari algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Perbedaan utama antara KNN dan MKNN terletak pada perhitungan validitas data latih dan proses weight voting. Pada MKNN, proses validasi data latih dan pembobotan (weight voting) dilakukan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Semakin tinggi validitas dan bobot voting, semakin baik akurasi yang dihasilkan oleh metode MKNN. Dengan adanya dua proses tambahan ini, diharapkan metode MKNN dapat mengatasi kekurangan akurasi yang sering ditemui pada metode KNN[9].

Penelitian sebelumnya oleh Ravi et al. (2019) menunjukkan bahwa penggunaan metode MKNN dapat meningkatkan akurasi dalam pengklasifikasian data yang tidak seimbang dibandingkan dengan metode KNN tradisional[2]. Selain itu, studi oleh Wang dan Chen (2019) mengungkapkan bahwa penambahan perhitungan weight voting pada MKNN mampu menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan konsisten dalam berbagai jenis dataset medis, termasuk dalam diagnosis penyakit gigi[3].

II. METODOLOGI PENELITIAN

A. Klasifikasi

Klasifikasi adalah suatu proses di mana objek yang ada dikelompokkan ke dalam bagian atau kelas tertentu berdasarkan karakteristik atau atribut yang dimilikinya. Proses ini melibatkan pembangunan model yang dapat memprediksi kelas suatu objek berdasarkan data yang tersedia[3]. Dalam klasifikasi, terdapat beberapa tugas yang terkait dengan pengembangan model untuk memprediksi variabel berdasarkan dataset yang terpisah dan jelas. Selain itu, klasifikasi dapat diterapkan menggunakan berbagai metode, seperti Decision Tree, Naïve Bayes, Rule-Based, atau K-Nearest Neighbor[4].

B. K-Nearest Neighbor (KNN)

Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) adalah sebuah teknik yang digunakan untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan data latih yang memiliki jarak paling dekat dengan objek tersebut[5]. Data latih dipetakan ke dalam ruang multidimensi, di mana setiap dimensi merepresentasikan fitur-fitur dari data tersebut. Ruang ini kemudian dibagi ke dalam beberapa bagian sesuai dengan klasifikasi dari data latih. Suatu titik dalam ruang ini akan diberi label kelas c jika kelas c merupakan klasifikasi yang paling dominan di antara k tetangga terdekat dari titik tersebut. Jarak antara titik-titik biasanya dihitung menggunakan metrik Euclidean[6].

Beberapa keuntungan dari metode K-Nearest Neighbor (KNN) adalah

sebagai berikut:

1. Sederhana dalam penggunaannya.
2. Dapat menangani data training yang mengandung noise.
3. Efektif jika data training besar.

C. Proses K-Nearest Neighbor (KNN)

Algoritma KNN berfungsi dengan mengandalkan jarak paling pendek antara sampel uji dan sampel latih untuk menentukan tetangga terdekatnya. Setelah mengidentifikasi tetangga-tetangga terdekat, kelas yang paling sering muncul di antara tetangga tersebut digunakan sebagai prediksi untuk sampel uji[7][10]. Tingkat kedekatan antar titik biasanya dihitung menggunakan jarak Euclidean. Berikut langkah-langkah dalam menghitung metode K-Nearest Neighbor:

a. Menentukan K

b. Menghitung jarak antara data training dan data testing
Perhitungan jarak yang paling umum dipakai pada perhitungan pada algoritma KNN adalah menggunakan perhitungan jarak Euclidean. Rumusnya adalah sebagai berikut:

$$euc = \sqrt{(\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2)} \quad (1)$$

dimana :

p_i = Sample data / data training

q_i = data uji / data testing

i = variabel data

n = dimensi data

- c. Mengurutkan jarak yang terbentuk
- d. Menentukan jarak terdekat sampai urutan K
- e. Memasangkan kelas yang bersesuaian
- f. Mencari jumlah kelas dari tetangga yang terdekat dan tetapkan kelas tersebut sebagai kelas data yang akan dievaluasi.

D. Modified K-Nearest Neighbor (MKNN)

MKNN adalah sebuah varian dari algoritma KNN yang menentukan kelas suatu sampel uji berdasarkan label tetangga terdekatnya[8][12]. Dalam metode ini, bobot dihitung menggunakan prosedur yang mempertimbangkan rasio tetangga dengan label tertentu terhadap jumlah keseluruhan tetangga.

E. Proses MKNN

Berikut tahapan dalam proses metode MKNN:

1. Validasi Data Training

Dalam algoritma MKNN, data pada dataset training divalidasi berdasarkan hubungan dengan tetangga terdekatnya. Proses ini dilakukan untuk seluruh data guna menghasilkan nilai validitas sebagai informasi tambahan. Validitas dihitung dengan mempertimbangkan jumlah tetangga dengan label yang sama, menggunakan rumus tertentu. Sama seperti rumus berikut

$$Validitas(x) = \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H S(lbl(x), (lbl(Ni(x)))) \quad (2)$$

dimana:

- H : jumlah titik terdekat
- lbl(x) : kelas x
- Ni(x) : label kelas titik terdekat x

Fungsi S digunakan untuk menghitung kesamaan antara titik x dan data ke-i dari tetangga terdekat. Yang dituliskan dalam persamaan 3 mendefinisikan fungsi ini.

$$S(a,b) = \begin{cases} 1 & a=b \\ 0 & a \neq b \end{cases} \quad (3)$$

dimana:

- a : kelas a pada training.
- b : kelas lain selain a pada data training.

2. Weight Voting KNN

Weight voting KNN merupakan salah satu variasi metode KNN yang menggunakan K tetangga terdekat, terlepas dari kelas data, tapi menggunakan weight voting dari masing-masing data pada data training[11][5]. Masing-masing data diberikan weight voting yang biasanya sama dengan beberapa penurunan fungsi jarak dari data yang tidak diketahui. Sebagai contoh, voting diatur sama dengan $1 / (de + 1)$, dimana d e adalah jarak Euclidian. Weight voting ini kemudian dijumlahkan untuk setiap kelasnya, dan kelas dengan jumlah terbesar suara yang dipilih. Pada

metode MKNN, pertama weight masing-masing tetangga dihitung dengan menggunakan $1 / (de + 0.5)$. Kemudian, validitas dari tiap data pada data training dikalikan dengan weight berdasarkan pada jarak Euclidian. Dalam metode MKNN, weight voting tiap tetangga seperti pada persamaan berikut ini.

$$W_{1,3} = Validitas(1)x \frac{1}{d_{(1,3)}+0,5} \quad (4)$$

dimana:

- W(i) : $Validitas(i) \times 1 / de+0.5$
- W (i) : Perhitungan Weight Voting
- Validitas (i) : Nilai Validitas
- de : Jarak Euclidean

Teknik *weight voting* memberikan pengaruh lebih besar pada data dengan validitas tinggi dan jarak yang lebih dekat dengan data uji. Dengan mengalikan validitas dan jarak, metode ini mampu mengurangi kelemahan data yang memiliki masalah dengan *weight* akibat keberadaan *outlier*. Sebab itu, algoritma MKNN dianggap lebih baik dibandingkan metode KNN tradisional yang hanya mengandalkan jarak.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, penelitian ini melibatkan proses pembagian data menjadi data training dan data testing. Dataset yang digunakan terdiri dari 30 data, dengan metode *cross-validation* menggunakan nilai k sebesar 3. Dengan demikian, pada setiap tahap, 20 data digunakan sebagai data training, sementara 10 sisanya dialokasikan untuk data testing. Berikut tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini.

1. Menentukan Gejala Penyakit dan Bobot

Dalam tabel gejala terdapat nama gejala, kode gejala dan nilai bobot gejala. Kode gejala adalah sebagai berikut G01, G02, G03, G04, G05, G06. Untuk gejala G01 memiliki nilai bobot 4, gejala G02 memiliki nilai bobot 3, gejala G03 memiliki nilai bobot 6, gejala G04 memiliki nilai bobot 7, gejala G05 memiliki nilai bobot 7, gejala G06 memiliki nilai bobot 1. Nilai bobot di berikan berdasakan nyeri misalkan 0: Tidak terasa, 1 hingga 3: Ketidak nyamanan ringan, 4 hingga 6: Nyeri sedang, 7 hingga 10: Ketidak nyamanan/Nyeri parah, pemberian nilai bobot diberikan langsung oleh pakar atau dokter. Terdapat pada tabel 1.

Tabel 1. Gejala penyakit dan bobot

Kode	Gejala	Nilai Bobot
G01	Dentin Terlihat	4
G02	Gigi Berlubang	3
G03	Gigi Nyeri saat terkena rangsangan	6
G04	Pulpa Terinfeksi	7
G05	Terasa Nyeri saat makan dan minum	7
G06	Bintik putih pada gigi	1

Gejala-gejala tersebut didapatkan dari 3 jenis penyakit karies gigi dan di bagi kedalam 3 kelas. Kelas 1 yaitu Karies Superfisial adalah karies yang baru mengenai enamel saja, sedangkan dentin belum terkena. Karies Media adalah karies yang sudah mengenai dentin tetapi belum melebihi setengah dentin. Karies Profunda adalah karies yang sudah mengenai lebih dari setengah detin dan kadang-kadang sudah mengenai pulpa.

2. Data Pasien

Data implementasi metode MKNN menggunakan data sampel sebanyak 30 data, dimana data ini merupakan rekam medis dalam waktu atau periode bulan oktober 2023, yang sudah memiliki kelas penyakit akan tetapi dari data pasien ke 21 sampai 30 kelas penyakitnya di kosongkan sebagai data testing dalam peneitian ini, dan ini data pasien 1 sampai 20 sebagai data training. Berikut data pasien:

Tabel 2. Data Pasien

No.	G1	G2	G3	G4	G5	G6	Kelas
1	1	3	6	1	1	1	Kelas 2
2	4	1	1	7	7	1	Kelas 3
3	4	3	6	7	1	1	Kelas 3
4	4	3	6	7	1	1	Kelas 3
5	4	1	1	7	7	1	Kelas 3
6	4	1	1	7	7	1	Kelas 3
7	4	1	1	7	7	1	Kelas 3
8	4	1	1	7	7	1	Kelas 3
9	4	1	1	7	7	1	Kelas 3
10	0	0	0	0	0	1	Kelas 1
11	4	1	1	7	7	1	Kelas 3
12	4	3	6	7	1	1	Kelas 3
13	1	3	6	1	1	1	Kelas 2
14	1	3	6	1	1	1	Kelas 2
15	1	3	6	1	1	1	Kelas 2
16	4	1	1	7	7	1	Kelas 3
17	4	1	1	7	7	1	Kelas 3
18	4	1	1	7	7	1	Kelas 3
19	1	3	6	7	1	1	Kelas 2
20	1	3	6	7	1	1	Kelas 2
21	1	3	6	7	1	1	?
22	0	0	0	0	0	1	?
23	4	1	1	7	7	1	?
24	4	1	1	7	7	1	?
25	4	1	1	7	7	1	?
26	1	3	6	7	1	1	?
27	1	3	6	7	1	1	?
28	1	3	6	1	1	1	?
29	1	3	6	1	1	1	?
30	1	3	6	1	1	1	?

3. Menghitung Jarak Euclidian

Langkah pertama dalam metode modified k-nearest neighbor (MKNN), perhitungan Euclidean distance tetap dilakukan seperti pada k-nearest neighbor (KNN) konvensional. Euclidean distance antara dua titik ruang

dimensi dihitung, pada penelitian ini dilakukan perhitungan data testing pada data pasien 21 dan data pasien 1. Perhitungan ini dilakukan pada semua data training dengan menggunakan persamaan satu seperti berikut.

$$euc = \sqrt{\sum_{i=1}^n (pi - qi)^2}$$

$$= \sqrt{(1 - 1)^2 + (3 - 3)^2 + (6 - 6)^2 + (1 - 7)^2 + (1 - 1)^2 + (1 - 1)^2 + (1 - 1)^2}$$

$$= 6$$

Lakukan perhitungan jarak antara data testing pada semua data training sehingga hasil yang didapatkan seperti pada tabel 3.

Tabel 3. Perhitungan Jarak Euclidean Data Testing 21-25

Pasien	Jarak (J) Data Testing 21 hingga 25				
	J21	J22	J23	J24	J25
1	6,000	6,928	10,488	10,488	10,488
2	8,602	10,770	0,000	0,000	0,000
3	8,602	10,770	0,000	0,000	0,000
4	3,000	10,536	8,062	8,062	8,062
5	3,000	10,536	8,062	8,062	8,062
6	8,602	10,770	0,000	0,000	0,000
7	8,602	10,770	0,000	0,000	0,000
8	8,602	10,770	0,000	0,000	0,000
9	8,602	10,770	0,000	0,000	0,000
10	8,602	10,770	0,000	0,000	0,000
11	9,798	0,000	10,770	10,770	10,770
12	8,602	10,770	0,000	0,000	0,000
13	3,000	10,536	8,062	8,062	8,062
14	6,000	6,928	10,488	10,488	10,488
15	6,000	6,928	10,488	10,488	10,488
16	6,000	6,928	10,488	10,488	10,488
17	8,602	10,770	0,000	0,000	0,000
18	8,602	10,770	0,000	0,000	0,000
19	8,602	10,770	0,000	0,000	0,000
20	0,000	9,798	8,602	8,602	8,602

Tabel 3 menampilkan nilai jarak data testing 21 (J21) hingga jarak 25 (J25) terhadap data training 1 hingga 20, sedangkan untuk nilai jarak 26 sampai jarak 30 dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Perhitungan Jarak Euclidean Data Testing 25-30

Pasien	Jarak (J) Data Testing 25 hingga 30				
	J21	J22	J23	J24	J25
1	6,000	6,000	0,000	0,000	0,000
2	8,602	8,602	10,488	10,488	10,488
3	3,000	3,000	6,708	6,708	6,708
4	3,000	3,000	6,708	6,708	6,708
5	8,602	8,602	10,488	10,488	10,488
6	8,602	8,602	10,488	10,488	10,488

7	8,602	8,602	10,488	10,488	10,488
8	8,602	8,602	10,488	10,488	10,488
9	8,602	8,602	10,488	10,488	10,488
10	9,798	9,798	6,928	6,928	6,928
11	8,602	8,602	10,488	10,488	10,488
12	3,000	3,000	6,708	6,708	6,708
13	6,000	6,000	6,000	0,000	0,000
14	6,000	6,000	6,000	0,000	0,000
15	6,000	6,000	6,000	0,000	0,000
16	8,602	8,602	10,488	10,488	10,488
17	8,602	8,602	10,488	10,488	10,488
18	8,602	8,602	10,488	10,488	10,488
19	0,000	0,000	6,000	6,000	6,000
20	6,000	6,000	0,000	0,000	0,000

4. Menghitung Nilai Validitas

Untuk menghitung nilai k atau tetangganya pada perhitungan ini ditentukan nilai dari k yaitu k=3. Kemudian menghitung nilai validitas data training dari data training.

$$Validitas(x) = \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H S(lbl(x), (lbl(Ni(x))))$$

$$= \frac{1}{3} x(1 + 0 + 0)$$

$$= \frac{1}{3}$$

$$= 0,333333$$

sebelum menghitung nilai validitas tentukan nilai k=1, k-2, k=3 dengan rumus sebagai berikut.

$$S_{(a,b)} = \begin{cases} 1 & a = b \\ 0 & a \neq b \end{cases}$$

S akan bernilai 1 jika label katagori kelas penyakit baris pertama pada data training sama dengan label katagori kelas penyakit pada baris berikutnya. Sebaliknya untuk S bernilai 0 jika label katagori kelas panyakit baris pertama tidak sama dengan label katagori kelas penyakit pada baris berikutnya. Hitung dan pengujian dilakukan sampai data ke 30, sehingga dapat hasil seperti tabel berikut:

Tabel 5. Nilai Validitas

K=1	K=2	K=3	Sum	Validitas
0	0	0	0	0
1	1	1	3	1
1	1	1	3	1
1	1	1	3	1
1	1	1	3	1
1	1	1	3	1
1	1	0	2	0,666667
1	0	1	2	0,666667
0	1	1	2	0,666667

0	0	0	0	0
1	0	0	1	0,333333
0	0	0	0	0
1	1	0	2	0,666667
1	0	0	1	0,333333
0	0	0	0	0
1	1	0	2	0,666667
1	0	0	1	0,333333
0	0	0	0	0
1	1	0	2	0,666667
1	0	0	1	0,333333

5. Menghitung Weighted Voting (Bobot)

Setelah hasil perhitungan validitas selesai, tahapan selanjutnya yaitu melakukan perhitungan weighted voting sebagai contoh dilakukan perhitungan weight voting. Di mana d adalah jarak Euclidean dan α merupakan nilai regulator smoothing. Dalam penelitian ini, α menggunakan $\alpha = 0.5$. Weight voting ini kemudian dijumlahkan setiap kelasnya dan kelas dengan jumlah terbesar yang akan dipilih menjadi sebuah keputusan. Pada metode MKNN, masing-masing k tetangga terdekat dihitung. Setelah itu, nilai validitas setiap data yang telah dihitung sebelumnya dikalikan dengan hasil weight voting berdasarkan jarak. Sehingga dalam metode MKNN didapatkan persamaan weight voting berikut perhitungan.

$$W_{1,3} = Validitas(1)x \frac{1}{d_{(1,3)} + 0,5}$$

$$= 0,333333 x \frac{1}{6 + 0,5}$$

$$= 0,051$$

Pada Tabel 6 didapat nilai weight voting yaitu 0,667 sebagai nilai terbesar atau tertinggi pada setiap kelas dengan nilai terbesar akan dipilih menjadi keputusan sebagai kelas atau jenis penyakit yang dialami oleh pasien tersebut. Maka nilai dengan 0,667 sebagai kelas 2 yaitu penyakit karies media. Hasil perhitungan weight voting (bobot) dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 6. Perhitungan Weight Voting

Kelas Penyakit	Weight	Rank
Kelas 2	0,051	6
Kelas 3	0,037	10
Kelas 3	0,095	3
Kelas 3	0,095	3
Kelas 3	0,037	10
Kelas 3	0,037	10
Kelas 3	0,037	10
Kelas 3	0,037	10
Kelas 3	0,037	10
Kelas 1	0,032	20
Kelas 3	0,037	10
Kelas 3	0,095	3
Kelas 2	0,051	6

Kelas 2	0,051	6
Kelas 2	0,051	6
Kelas 3	0,037	10
Kelas 3	0,037	10
Kelas 3	0,037	10
Kelas 2	0,667	1
Kelas 2	0,667	1

Hasil analisa yang telah dilakukan pada Klasifikasi Penyakit Karies Gigi Menggunakan Algoritma Modified K-Nearest Neighbor, adapun data latih yang dimana merupakan rekam medis sebanyak 30 data pasien kemudian dari data tersebut terdapat 20 data training dan 10 data testing sebagai perbandingan rasio untuk menentukan penyakit karies gigi pada pasien. Diagnosa dokter dan sistem sama dimana kelas penyakit yang dialami pasien dapat dilihat pada tabel 7.

Dengan adanya klasifikasi penyakit karies gigi ini dapat mengoptimalkan dalam mengdiagnosa penyakit karies gigi. Langkah utama yaitu menentukan data pasien yang akan diolah, menentukan nilai k atau tetangga terdekatnya, menghitung jarak, menghitung nilai validitas, dan menghitung *weight voting* (bobot) kemudian melakukan perankingan sehingga nilai bobot yang paling besar adalah hasil dari klasifikasi tersebut. Dari hasil perhitungan tersebut didapatkan hasil klasifikasi penyakit karies gigi pasien, berikut tabelnya:

Tabel 7. Hasil analisa

No.	Kode Gejala	Hasil perhitungan	Diagnosa Pakar	Ket
Pasien 21	G02, G03, G04	Karies Media	Karies Media	Sama
Pasien 22	G06	Karies Superfisial	Karies Superfisial	Sama
Pasien 23	G01, G04, G05	Karies Profunda	Karies Profunda	Sama
Pasien 24	G01, G04, G05	Karies Profunda	Karies Profunda	Sama
Pasien 25	G01, G04, G05	Karies Profunda	Karies Profunda	Sama
Pasien 26	G02, G03, G04	Karies Media	Karies Media	Sama
Pasien 27	G02, G03, G04	Karies Media	Karies Media	Sama
Pasien 28	G02, G03	Karies Media	Karies Media	Sama
Pasien 29	G02, G03	Karies Media	Karies Media	Sama
Pasien 30	G02, G03	Karies Media	Karies Media	Sama

Dari hasil analisa diatas diagnosa perhitungan dan diagnosa dokter sama maka dapat disimpulkan bahwa metode MKNN ini dapat memudahkan dokter dalam mengdiagnosa sebuah penyakit karies gigi yang di alami pasien tersebut.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, metode MKNN ini mampu membantu dokter dalam mendiagnosis penyakit karies gigi secara cepat, memungkinkan perawatan atau tindakan lebih lanjut dilakukan dengan segera. Dengan mengimplementasikan metode Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) dapat mengklasifikasikan penyakit karies gigi berdasarkan gejala yang dialami pasien. Hasil uji coba menunjukkan tiga kategori penyakit, yaitu karies superfisial (1 pasien), karies media (5 pasien), dan karies profunda (3 pasien), dengan hasil diagnosa yang konsisten antara aplikasi dan pakar (dokter).

REFERENSI

- [1] T. Megananda, H. Sri, and I. S. Edi, "Pengaruh Pengolesan Bahan Remineralisasi Clinpro White Varnish® terhadap pH Saliva Siswa Sekolah Dasar," *Indones. J. Heal. Med.*, vol. 3, no. 2, pp. 30–40, 2023.
- [2] M. R. Ravi, I. Indriati, and S. Adinugroho, "Implementasi Algoritma Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) untuk Mengidentifikasi Penyakit Gigi dan Mulut," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 3, pp. 2596–2602, 2019, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/4758>
- [3] F. Aziz, P. Ishak, and S. Abasa, "Klasifikasi Depresi Menggunakan Support Vector Machine: Pendekatan Berbasis Data Text Mining," *J. Pharm. Appl. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 33–38, 2024, doi: 10.59823/jopacs.v2i2.53.
- [4] D. Cahyanti, A. Rahmayani, and S. A. Husniar, "Analisis performa metode Knn pada Dataset pasien pengidap Kanker Payudara," *Indones. J. Data Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 39–43, 2020, doi: 10.33096/ijodas.v1i2.13.
- [5] M. I. P. Putra, D. T. Murdiansyah, and A. Aditsania, "Implementasi Algoritma Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) untuk Klasifikasi Penyakit Kanker Payudara," *eProceedings Eng.*, vol. 6, no. 1, pp. 2431–2441, 2019.
- [6] M. A. Vahedifar, A. Akhtarshenas, M. Sabbaghian, M. M. Rafatpanah, and R. Toosi, "Information Modified K-Nearest Neighbor," pp. 1–9, 2023, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2312.01991>
- [7] R. Rahmadhani, A. Nazir, F. Syafria, and L. Afriyanti, "Analisis Perbandingan Algoritma C4.5 dan Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) untuk Klasifikasi Jamur," *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 5, no. 2, p. 226, 2023, doi: 10.30865/json.v5i2.7052.

- [8] D. Prasetyawan and R. Gatra, "Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Memprediksi Prestasi Mahasiswa Berdasarkan Latar Belakang Pendidikan dan Ekonomi," *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 7, no. 1, pp. 56–67, 2022, doi: 10.14421/jiska.2022.7.1.56-67.
- [9] Zheng, D., Feng, D., & Wang, D. (2019, December). Triplet-based regularized diffusion process for improving visual retrieval. In *2019 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)* (pp. 1022-1029). IEEE.
- [10] Yuwono, T., Franz, A., & Muhimmah, I. (2018). Design of Smart Electrocardiography (ECG) Using Modified K-Nearest Neighbor (MKNN). *2018 1st International Conference on Computer Applications & Information Security (ICCAIS)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/CAIS.2018.8441983>.
- [11] Wei, Z., Zhang, J., Jia, R., & Gao, J. (2022). An improved method for coherent structure identification based on mutual K-nearest neighbors. *Journal of Turbulence*, 23, 655–673. <https://doi.org/10.1080/14685248.2022.2159421>.
- [12] Ayyad, S., Saleh, A., & Labib, L. (2019). Gene expression cancer classification using modified K-Nearest Neighbors technique. *Bio Systems*, 176, 41-51. <https://doi.org/10.1016/j.biosystems.2018.12.009>.