

Zati Hulwani_JSINBIS - Copy.pdf

by zatihulwaani@gmail.com 1

Submission date: 21-May-2024 09:31PM (UTC+0100)

Submission ID: 2385113789

File name: Zati_Hulwani_JSINBIS_-_Copy.pdf (537.55K)

Word count: 6671

Character count: 37900

Kombinasi Modified K-Nearest Neighbor dengan Certainty Factor untuk Diagnosis Malnutrisi

Zati Hulwani*, Eko Sedyono, Bayu Surarso

Magister Sistem Informasi, Universitas Diponegoro

15

Naskah Diterima : 5 November 2019; Diterima Publikasi : 25 Agustus 2021
DOI : 10.21456/vol14iss1pp1-9

Abstract

29 Malnutrition remains a major public health challenge in low and middle-income countries. This research proposes a method for diagnosing malnutrition diseases by combining Certainty Factor (CF) and Modified K-Nearest Neighbor (MKNN). CF is used to obtain certainty values from the symptoms experienced by patients, while MKNN classifies patient symptom data into specific disease classes based on proximity to the training data. The symptom CF values are combined with the rule CFs to obtain the final CF for each disease. The patient's CF data becomes the testing data, while the disease dataset is the training data. The MKNN technique involves calculating 23 Euclidean distance, validity, and applying weight voting to identify the class to which the testing data belongs based on the majority class of the k nearest training data. In the test case, CF indicated a tendency towards Kwashiorkor, reinforced by MKNN with the majority of the nearest training data classified as Kwashiorkor. Cross-validation testing with 20 testing data resulted in an accuracy of 95% for the combined CF-MKNN method. The combination of the two methods mutually reinforces and increases the confidence in the diagnosis.

Keywords: Certainty Factor, Malnutrition, Modified K Nearest Neighbor, Expert System

Abstrak

38 Malnutrisi masih menjadi tantangan kesehatan utama di negara berpenghasilan rendah dan menengah. Penelitian 21 mengusulkan metode diagnosis penyakit malnutrisi dengan menggabungkan Certainty Factor (CF) dan Modified K-Nearest Neighbor (MKNN). CF digunakan untuk mendapatkan nilai kepastian gejala pasien, sedangkan MKNN mengklasifikasikan data gejala ke dalam kelas penyakit berdasarkan kedekatan dengan data training. Nilai CF gejala dikombinasikan dengan CF aturan untuk memperoleh CF akhir setiap penyakit. MKNN menghitung jarak Euclidean, validitas, dan weight voting untuk menentukan kelas data testing. Pada kasus uji, CF mengindikasikan kecenderungan Kwashiorkor, dikuatkan MKNN dengan mayoritas data terdekat terklasifikasi Kwashiorkor. Pengujian cross-validation 20 data testing menghasilkan akurasi 95% metode gabungan CF-MKNN.

Kata kunci: Certainty Factor, Malnutrisi, Modified K-Nearest Neighbor, Sistem Pakar

1. Pendahuluan

Malnutrisi tetap menja 28 isu kesehatan masyarakat yang sangat berarti di seluruh dunia, terutama di negara-negara dengan penghasilan rendah dan menengah (Swinburn et al., 2019). Kondisi ini tidak hanya menyebabkan masalah kesehatan akut seperti kekurangan energi protein, kekurangan vitamin dan mineral, tetapi juga berimplikasi jangka panjang berupa stunting, gangguan perkembangan kognitif, penurunan produktivitas, dan peningkatan risiko penyakit kronis serta kematian dini (Victoria et al., 2021). Upaya penanganan malnutrisi memerlukan pendekatan multidisiplin yang komprehensif, meliputi perbaikan akses pangan, sanitasi lingkungan, edukasi

gizi, serta strategi berbasis teknol 30 untuk mengidentifikasi populasi berisiko secara akurat dan tepat sasaran.

Salah satu metode yang menjanjikan adalah menggabungkan Modified K-Nearest Neighbors (MKNN) dan Certainty Factor (CF) untuk memprediksi risiko malnutrisi berdasarkan data sosiodemografi, riwayat kesehatan, dan po 39 nakan. MKNN merupakan pengembangan dari algoritma klasifikasi K-Nearest Neighbors (KNN) yang menggunakan jarak dan bobot keanggotaan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi (Rojas et al., 2019). Metode ini telah terbukti lebih akurat dibandingkan KNN konvensional dalam berbagai kasus klasifikasi, termasuk diagnosis penyakit (Ayyad et al., 2019).

*) Corresponding author: zatihulwaani@gmail.com

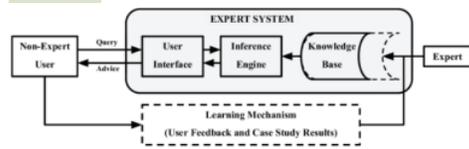
Sementara itu, CF merupakan metode untuk mengombinasikan bukti dari berbagai sumber dengan mengukur kepastian atau ketidakpastian suatu fakta atau aturan (Saputri et al., 2020). Pendekatan ini memungkinkan penanganan data yang tidak sempurna atau tidak konsisten, yang sering terjadi dalam kasus malnutrisi dengan berbagai faktor penyebab yang kompleks. Kombinasi MKNN dan CF diharapkan dapat memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dan handal dalam mengidentifikasi individu atau komunitas berisiko malnutrisi.

Dengan kemampuan prediksi yang lebih baik, sistem ini dapat membantu mengidentifikasi populasi berisiko sejak dini, sehingga intervensi dan pencegahan dapat dilakukan dengan lebih efektif dan tepat sasaran. Pada penelitian ini akan dilakukan pada kasus penyakit malnutrisi dengan variabel yang digunakan adalah gejala-gejala dan jenis penyakit malnutrisi. Metode CF akan memberikan penilaian tingkat kepastian pada hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh metode MKNN, yang kemudian akan menghasilkan diagnosis penyakit malnutrisi. Analisis kombinasi MKNN dengan CF diharapkan akan meningkatkan akurasi serta dapat memberikan informasi yang lebih baik bagi pasien dalam mengidentifikasi penyakit malnutrisi.

2. Kerangka Teori

2.1. Sistem Pakar (Expert System)

Sistem pakar adalah istilah yang digunakan untuk menyebut teknik cerdas yang sangat mengandalkan keahlian manusia, baik secara langsung maupun tidak langsung. Ketergantungan pada keahlian manusia secara langsung terjadi ketika ilmu dari para pakar tersebut diterapkan secara online ke dalam sistem. (Halfon et al., 2024). Sedangkan pengertian dari ketergantungan secara tidak langsung adalah ilmu dari para pakar akan diproses dan dirumuskan dalam bentuk peraturan-peraturan terlebih dahulu sebelum diintegrasikan dalam sistem. Berikut ini merupakan arsitektur dari sistem pakar yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur Sistem Pakar

Berdasarkan Gambar 1 terlihat bahwa sistem pakar tersusun atas tiga komponen utama, yakni basis pengetahuan (*knowledge base*), mesin inferensi (*inference engine*), dan antarmuka pengguna (*user interface*). Basis pengetahuan berisi seluruh

informasi, fakta, dan aturan-aturan yang dibutuhkan oleh sistem pakar untuk bekerja sesuai dengan rancangannya. Mesin inferensi menjalankan tindakan jika informasi yang diberikan oleh pengguna memenuhi ketentuan dalam aturan. Antarmuka pengguna menawarkan interaksi dengan pengguna non-ahli, di mana pengguna menjawab pertanyaan atau memasukkan data untuk memulai proses logis di mesin inferensi.

2.2. Modified K-Nearest Neighbor (MKNN)

MKNN adalah sebuah metode baru yang muncul sebagai hasil dari pengembangan yang dilakukan terhadap metode KNN. Sejumlah proses tambahan atau penyempurnaan diterapkan pada MKNN dibandingkan KNN. Salah satu alasan utama dilakukannya pengembangan dari KNN menjadi MKNN adalah untuk meningkatkan tingkat akurasi yang dimiliki KNN dengan cara menambahkan perhitungan nilai validitas. Hal ini didasari dugaan bahwa perhitungan bobot pada KNN memiliki kelemahan dalam menangani data yang memiliki nilai ekstrem (Stadnyk et al., 2022). Adapun langkah-langkah yang terdapat dalam MKNN sebagai berikut:

1. Melakukan Perhitungan Jarak antar Data

Pendekatan MKNN merupakan metode klasifikasi yang mengelompokkan suatu objek ke dalam kelas tertentu berdasarkan kedekatan atau kedekatannya dengan objek-objek lain yang telah diketahui sebelumnya. Penghitungan jarak antara titik pada data latih (x) dan titik pada data uji (y) dilakukan dengan mengaplikasikan rumus Euclidean yang terdapat dalam persamaan (1) berikut.

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_k - y_k)^2} \quad (1)$$

2. Melakukan Perhitungan Validitas Data Latih

Validitas dimanfaatkan untuk menghitung banyaknya data pada keseluruhan data latih, tetangga terdekat dari setiap data akan berpengaruh pada validitas data. Nilai validitas dihitung menggunakan rumus persamaan (2) berikut:

$$Validity = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^K S(lbl(x), lbl(N_{i(x)})) \quad (2)$$

Kemiripan antara titik x dengan data ke- i dari tetangga terdekatnya dihitung dengan menggunakan Fungsi S yang melibatkan persamaan (3) berikut:

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

3. Perhitungan Bobot Voting

Penentuan bobot voting menggunakan validitas masing-masing data pada data latih dikalikan dengan bobot berdasarkan jarak Euclidean. Dalam metode MKNN, perhitungan bobot voting setiap tetangga dilakukan dengan persamaan (4) berikut:

$$W(i) = Validitas(i) \times \frac{1}{d_{e+0,5}} \quad (5)$$

Di mana $W(i)$ dan $Validitas(i)$ mewakili bobot dan validitas sampel terdekat ke- i dalam rangkaian set data

latih. Teknik ini memberi dampak berupa keuntungan yang lebih besar bagi sampel referensi yang memiliki validitas dan kedekatan yang lebih tinggi dengan sampel uji. Keputusan yang dihasilkan tidak terlalu terpengaruh oleh sampel referensi yang memiliki kestabilan rendah di ruang fitur jika dibandingkan dengan sampel lainnya. Namun di sisi lain, mengalikan ukuran validitas dengan ukuran berbasis jarak dapat menjadi solusi atas kelemahan pembobotan berdasarkan jarak yang seringkali bermasalah dalam kasus data outlier. Dengan demikian, algoritma MKNN yang diajukan terbukti dapat lebih unggul dibandingkan metode KNN konvensional yang hanya mengandalkan perhitungan jarak semata.

33

2.3. Certainty Factor (CF)

Certainty Factor (CF) adalah metode untuk mengukur tingkat kepastian pada sistem pakar. CF mengekspresikan derajat keyakinan dari suatu fakta dengan nilai antara 0 dan 1 (Sari et al., 2020). Formulasi dasar CF menggunakan rumus persamaan

$$CF[H, E] = MB[H, E] - MD[H, E] \quad (6)$$

Dimana:

H = Hipotesis

E = Fakta/Bukti

MB = Tingkat keyakinan (Measure of Belief)

MD = Tingkat ketidakpercayaan (Measure of Disbelief)

Untuk mengombinasikan CF dari dua atau lebih aturan (R1 dan R2) yang menghasilkan kesimpulan yang sama, digunakan persamaan (7) berikut:

$$CF(R1, R2) = CF(R1) + [CF(R2)] \times [1 - CF(R1)] \quad (7)$$

Selain itu, untuk kaidah dengan premis/gejala tunggal, rumus yang digunakan adalah persamaan (8) berikut:

$$CF_{Kekeluhan}[H, E] = CF_{User}(H, E) \times CF_{Rules}(H, E) \quad (8)$$

Di samping itu, apabila terdapat kaidah dengan kesimpulan serupa atau melibatkan lebih dari satu gejala, maka penghitungannya menggunakan persamaan (9) berikut:

$$CF_{combine} = CF_{fold} + CF_{gejala} \times (1 - CF_{fold}) \quad (9)$$

Lebih lanjut, guna mendapatkan persentase terhadap suatu penyakit, perhitungannya mengacu pada persamaan (10) berikut:

$$CF_{persentase} = CF_{combine} \times 100\% \quad (10)$$

Persamaan-persamaan tersebut digunakan untuk mengombinasikan dan menghitung Certainty Factor dalam sistem pakar.

2.4. Malnutrisi

Malnutrisi adalah istilah yang digunakan untuk merujuk pada penyakit yang disebabkan oleh kekurangan vitamin atau mineral dalam makanan. Lebih dari 2 miliar orang di dunia saat ini mungkin

terkena malnutrisi. Malnutrisi utama di negara berkembang yaitu (Talukder & Ahammed, 2020):

a. Kekurangan Vitamin A

Kekurangan vitamin A, dalam beberapa kasus, menyebabkan lesi konjungtiva, xerophthalmia atau keratomalaci. Kondisi ini, jika tidak diobati, berkembang hingga penghancuran bilik mata depan, yang dapat menyebabkan kebutaan permanen. Pemberian vitamin A yang berlebihan secara kronis menyebabkan kerusakan hati, reversibel setelah penghentian suplementasi.

b. Kekurangan Zat Besi (Fe)

Kekurangan zat besi, otak menyebabkan berkurangnya sintesis mielin dan neurotransmitter dengan gangguan gerakan, memori dan kontrol persepsi. Kekurangan zat besi pada bayi dapat menyebabkan kerusakan otak yang ireversibel. Dalam selang waktu 6-12 bulan, kebutuhan Fe yang direkomendasikan untuk populasi adalah 11 mg/hari. Dari awal tahun kedua, menurun menjadi 7 mg/hari. Suplementasi hanya direkomendasikan dalam kasus defisiensi besi yang nyata.

c. Kekurangan Energi Protein

Malnutrisi energi protein dapat merusak beberapa jaringan tubuh manusia, seperti otak, sistem imun, dan mukosa usus. Di sisi lain, asupan protein yang berlebihan (> 15% E) tampaknya terkait dengan risiko kelebihan berat badan atau obesitas di masa dewasa, yang juga dapat meningkatkan risiko penyakit kronis.

d. Gangguan Akibat Kekurangan Yodium

Yodium sangat penting untuk sintesis hormon tiroid. Kekurangannya pada anak usia dini dapat menyebabkan gondok dan hipotiroidisme. Sebagian besar makanan kekurangan yodium, tetapi fortifikasinya memungkinkan mencapai tingkat asupan yang sesuai dengan usia, yaitu 90 g/hari.

2.4. Tinjauan Pustaka

Perkembangan teknologi ada machine learning dan expert system sudah diterapkan dalam berbagai bidang di kehidupan sehari-hari. Penelitian mengenai penggunaan algoritma Modified K-Nearest Neighbor (MKNN), Certainty Factor (CF), dan malnutrisi sudah ada dilakukan oleh peneliti-peneliti sebelumnya. Berikut beberapa ulasan tentang penelitian-penelitian terdahulu yang relevan dengan tesis ini.

Penelitian yang dilakukan oleh (Wafi, dkk, 2019) mengenai prediksi prestasi akademik siswa dengan seleksi fitur otomatis. Penelitian ini menggunakan algoritma genetika untuk mencari kombinasi fitur terbaik dari sekumpulan fitur dengan MKNN yang digunakan untuk metode klasifikasi. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa seleksi fitur menggunakan algoritma genetika pada Modified

9-Nearest Neighbor lebih baik dengan akurasi 82,6% dibandingkan dengan K-Nearest Neighbor yang hanya memiliki akurasi 73,6%. Hal tersebut membuktikan bahwa seleksi fitur dengan algoritma genetika bekerja dengan baik untuk menghilangkan fitur yang tidak berguna 2n dapat meningkatkan metode klasifikasi.

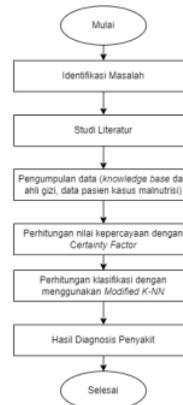
Pada penelitian yang dilaku51 oleh (Cholissodin et al., 2021)mengenai sistem klasifikasi tingkat laju data covid-19 untuk mitigasi penyebaran. Penelitian ini menggunakan metode Modified K-Nearest Neighbor (MKNN), di mana dalam metode ini, validasi dan pembobotan dilakukan dengan cara menghitung5 perbandingan antara tetangga yang berlabel sama dengan total keseluruhan tetangga. Faktor yang dijadikan parameter dalam proses klasifikasi adalah jumlah kasus positif, jumlah individu yang sembuh, dan jumlah korban jiwa akibat COVID-19. Penelitian ini menghasilkan si5m klasifikasi laju penyebaran COVID-19 dengan nilai akurasi tertinggi dari sistem yang diperoleh setelah dilakukan pengujian dengan nilai K sebanyak 3 dan alpha 0,5 adalah 97,794%.

Penelitian menggunakan metode CF juga dilakukan oleh (Sumiati et al., 2021) dalam mengembangkan suatu sistem atau perangkat lunak yang dapat menggantikan seorang dokter untuk proses identifikasi kelainan jantung berdasarkan sistem pakar. Sistem pakar yang dikembangkan menggunakan metode CF dengan pendekatan multiple rule, di mana proses eksekusi aturan, beberapa aturan dapat menghasilkan suatu hipotesis. Pengujian sistem dilakukan dari hasil validitas sistem dengan pakar, sehingga hasil pengujian sistem menghasilkan nilai CF untuk jantung normal sebesar 0,95 dan tingkat akurasi 95%, sedangkan nilai Certainty Factor (CF) untuk abnormal jantung adalah 0,99 dan menghasilkan tingkat akurasi 99%.

Pada penelitian yang dilakukan oleh (Meide41 et al., 2021) mengkaji tentang sistem pakar untuk mendeteksi malnutrisi pada remaja dengan menggunakan teknik forward 48ining. Dalam penelitian ini disebutkan bahwa pemahaman dan pengetahuan tentang gizi serta upaya perbaikan gizi sangatlah penting dalam melakukan pence36an dari kemungkinan terburuk yang akan terjadi. Hal 41 dari penelitian ini berupa aplikasi sistem pakar berbasis web sehingga dapat memudahkan pengguna untuk berkonsultasi di mana saja dan kapan saja. Meskipun demikian, sistem pakar ini masih dapat disempurnakan dengan memanfaatkan metode lain agar hasil penilaian yang diperoleh menjadi lebih optimal.

3. Metode

24
Prosedur penelitian ini ditunjukkan dengan diagram alir pada Gambar 2 berikut.



21
Gambar 2. Diagram Alir Prosedur Penelitian

3.1. Identifikasi Masalah

Pada tahap ini dilakukam identifikasi hal apa saja yang menjadi permasalahan di bidang kesehatan mengenai klasifikasi data dan expert system pada bidang kesehatan, sehingga penulis dapat menentukan rencana kerja serta menentukan data apa saja yang dibutuhkan dalam penelitian ini. Pada penelitian ini, permasalahan yang muncul adalah apakah algoritma MKNN dan CF dapat memecahkan masalah diagnosis penyakit malnutrisi.

3.2. Studi Literatur

Tahap ini dilakukan pencarian terhadap landasan-landasan teori terkait algoritma MKNN, CF, dan penyakit malnutrisi yang diperoleh dari berbagai sumber seperti buku, jurnal ilmiah dan juga referensi lainnya untuk melengkapi penelitian baik mengenai konsep dan teori sehingga memiliki acuan yang baik dan relevan.

3.3. Pengumpulan Data

Tahap ini penulis melakukan studi dokumen dan studi lapangan yang terdiri dari observasi dan wawancara kepada pakar ahli gizi mengenai kasus penyakit malnutrisi, gejala-gejala, dan solusinya. Selain itu, dibutuhkan juga data pasien kasus malnutrisi yang didapatkan dari RSUD Drs. H. AMRI TAMBUNAN dari tahun 2000 - 2022. digunakan untuk membangun Dataset. Disimpulkan dari data penyakit yang sering muncul pada database rekam medis RSUD Drs. H. AMRI TAMBUNAN, bahwa terdapat 3 penyakit yang sering muncul yaitu Kwashiorkor, Marasmus dan Marasmic-Kwashiorkor. Maka dari itu Representasi Pengetahuan yang dibangun pada sistem pakar dibatasi pada 3 penyakit tersebut dan 17 gejala yang telah ditentukan oleh pakar. Setelah rekam medis terkumpul, peneliti melakukan data preprocessing untuk membentuk dataset. Data

olah yang dimasukkan ke dalam database adalah nama samaran pasien, umur pasien, jenis kelamin pasien, gejala-gejala yang dialami pasien, dan hasil diagnosis dokter. Jumlah penyakit Kwashiorkor dalam dataset berjumlah 19 data, Marasmus 48 data dan Marasmic-Kwashiorkor berjumlah 33 data. Sehingga total keseluruhan dataset ada 100 data. Selain mengumpulkan dan membentuk dataset, diperlukan pembentukan Representasi Pengetahuan dalam membangun sistem pakar. Sistem pakar yang dibangun menerapkan model representasi Kaidah Produksi dan teknik inferensi Forward Chaining. Dalam penjabarannya, berikut hasil representasi pengetahuan yang dibentuk untuk sistem pakar. Dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Representasi pengetahuan

IF	Deskripsi Gejala	THEN	Nama Penyakit	CF Dokter
IF	Edema (pembengkakan)	THEN	Kwashiorkor	1
	Pandangan mata sayu			0,6
	Rambut tipis kemerahan			0,7
	Terjadi perubahan status mental menjadi apatis dan rewel			0,6
	Terjadi pembesaran hati			0,8
	Otot mengecil (hipotrofi)			0,9
	Terdapat kelainan kulit berupa bercak merah			0,8
	Sering disertai penyakit infeksi yang umumnya akut			0,6
	Anemia dan diare			0,4
IF	Badan nampak sangat kurus	THEN	Marasmus	1
	Wajah seperti orang tua			0,9
	Mudah menangis/cengeng dan rewel			0,6
	Kulit menjadi keriput			0,8
	Jaringan lemak subkutis sangat sedikit sampai tidak ada			0,8
	Perut cekung dan iga gambang			1
	Sering disertai penyakit infeksi			0,8
	Diare kronik atau konstipasi (susah buang air)			0,2
IF	Edema (pembengkakan)	THEN	Marasmic - kwashiorkor	0,6
	Pandangan mata sayu			0,2
	Rambut tipis kemerahan			0,4
	Terjadi perubahan status mental menjadi apatis dan rewel			0,2
	Terjadi pembesaran hati			0,2
	Otot mengecil (hipotrofi)			0,4

Terdapat kelainan kulit berupa bercak merah muda	0,2
Sering disertai penyakit infeksi yang umumnya akut	0,9
Anemia dan diare	0,8
Badan nampak sangat kurus	0,6
Wajah seperti orang tua	0,4
Mudah menangis/cengeng dan rewel	0,9
Kulit menjadi keriput	0,2
Jaringan lemak subkutis sangat sedikit sampai tidak ada	0,4
Perut cekung dan iga gambang	0,4
Sering disertai penyakit infeksi	0,9
Diare kronik atau konstipasi (susah buang air)	0,8

3.4. Perhitungan metode Certainty Factor

Perhitungan menggunakan metode Certainty Factor berfungsi untuk menangani ketidakpastian gejala. Proses yang dilakukan pada tahap ini adalah menetapkan Faktor Kepastian Aturan (Rule Certainty Factor) untuk setiap klasifikasi gejala yang ada. Penetapan aturan ini bertujuan untuk memberikan pembobotan kepastian pada masing-masing gejala dengan berpedoman pada basis aturan yang telah ditetapkan sebelumnya.. Selanjutnya, sistem menghitung CF dengan mengombinasikan CF dari pengguna (pasien) dan CF dari pakar (ahli gizi) untuk mendapatkan nilai CF gabungan. Kemudian, sistem menghitung CF Combine dengan mengaplikasikan aturan tertentu pada nilai CF gabungan. Hasilnya adalah nilai CF terbesar yang mewakili tingkat kepastian tertinggi dari gejala-gejala yang dialami pasien.

3.5. Perhitungan algoritma Modified K-Nearest Neighbor

Perhitungan menggunakan metode MKNN yang berfungsi untuk mengklasifikasikan data pasien berdasarkan kemiripan dengan data latih. sistem mengeksekusi perhitungan jarak Euclidean antar data latih untuk mencari tetangga terdekat dari data uji (pasien). Setelah itu, sistem akan mengkalkulasi nilai validitas untuk masing-masing data latih dengan mempertimbangkan kemiripan label kelas dari k tetangga terdekat yang telah diidentifikasi sebelumnya. Setelah itu, sistem akan melanjutkan dengan mengeksekusi kalkulasi jarak Euclidean antara data uji dengan setiap data latih yang ada, dengan tujuan untuk menemukan tetangga terdekat dari data uji tersebut. Kemudian, sistem melakukan weight voting dengan

memberikan bobot tertinggi kepada tetangga terdekat dengan jarak Euclidean terkecil dan validitas tertinggi. Bobot ini dihitung dengan mengombinasikan validitas dan invers jarak Euclidean. Selanjutnya, sistem menentukan kelas data uji berdasarkan mayoritas kelas dari k tetangga terdekat dengan bobot voting tertinggi.

3.6. Hasil Diagnosis Penyakit

Hasil akhir dari proses ini adalah diagnosis penyakit malnutrisi beserta solusinya. Diagnosis ditentukan berdasarkan kombinasi hasil dari metode CF yang menangani ketidakpastian gejala, dan metode MKNN yang mengklasifikasikan data pasien berdasarkan kemiripan dengan data latih melalui perhitungan jarak, validitas, dan weight voting.

27

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Hasil

Berikut contoh data gejala dan interpretasi yang dirasakan pasien:

- Edema (pembengkakan) – Mungkin Iya
- Pandangan mata sayu – Mungkin tidak
- Rambut tipis kemerahan dan mudah dicabut – Mungkin iya
- Terjadi perubahan status mental menjadi apatis dan rewel – Mungkin tidak
- Terjadi pembesaran hati – Mungkin iya
- Otot mengecil (hipotrofi) – Mungkin iya
- Terdapat kelainan kulit berupa bercak merah
- Iya
- Sering disertai penyakit infeksi yang umumnya akut – Mungkin tidak
- Anemia dan diare – Mungkin tidak

Dari keluhan yang telah dimasukkan, interpretasi yang dirasakan pasien diubah menjadi nilai *Certainty Factor*. Sehingga detail keluhan yang dirasakan pasien adalah sebagai berikut:

- Edema (pembengkakan) – 0.75
- Pandangan mata sayu – 0.25
- Rambut tipis kemerahan dan mudah dicabut – 0.75
- Terjadi perubahan status mental menjadi apatis dan rewel – 0.25
- Terjadi pembesaran hati – 0.75
- Otot mengecil (hipotrofi) – 0.75
- Terdapat kelainan kulit berupa bercak merah
- Iya
- Sering disertai penyakit infeksi yang umumnya akut – 0.25
- Anemia dan diare – 0.25

4.1.1 Diagnosis dengan Metode Certainty Factor

Untuk menjelaskan perhitungan dari diagnosis penyakit gigi menggunakan metode *certainty factor*, maka berikut simulasi perhitungan manualnya:

1. Dari contoh data gejala dan interpretasi yang dirasakan pasien di atas, keluhan-keluhan dipasangkan dengan penyakit menggunakan teknik inferensi. Karena terdapat 9 gejala, maka akan dicari seluruh aturan (rules) yang memiliki nilai IF dari gejala-gejala tersebut. Berikut rincian dari seluruh rules beserta nilai CFRules yang ada untuk contoh gejala tersebut:

1. IF Edema THEN Kwashiorkor {CF: 1.0}
2. IF Edema THEN Marasmic-Kwashiorkor {CF: 0.6}
3. IF Pandangan mata sayu THEN Kwashiorkor {CF: 0.6}
4. IF Pandangan mata sayu THEN Marasmic-Kwashiorkor {CF: 0.2}
5. IF Rambut tipis kemerahan dan mudah dicabut THEN Kwashiorkor {CF: 0.7}
6. IF Rambut tipis kemerahan dan mudah dicabut THEN Marasmic-Kwashiorkor {CF: 0.4}
7. IF Terjadi perubahan status mental menjadi apatis dan rewel THEN Kwashiorkor {CF: 0.6}
8. IF Terjadi perubahan status mental menjadi apatis dan rewel THEN Marasmic-Kwashiorkor {CF: 0.2}
9. IF Terjadi pembesaran hati THEN Kwashiorkor {CF: 0.8}
10. IF Terjadi pembesaran hati THEN Marasmic-Kwashiorkor {CF: 0.2}
11. IF Otot mengecil (hipotrofi) THEN Kwashiorkor {CF: 0.9}
12. IF Otot mengecil (hipotrofi) THEN Marasmic-Kwashiorkor {CF: 0.4}
13. IF Terdapat kelainan kulit berupa bercak merah THEN Kwashiorkor {CF: 0.8}
14. IF Terdapat kelainan kulit berupa bercak merah THEN Marasmic-Kwashiorkor {CF: 0.2}
15. IF Sering disertai penyakit infeksi yang umumnya akut THEN Kwashiorkor {CF: 0.6}
16. IF Sering disertai penyakit infeksi yang umumnya akut THEN Marasmic-Kwashiorkor {CF: 0.9}
17. IF Anemia dan diare THEN Kwashiorkor {CF: 0.4}
18. IF Anemia dan diare THEN Marasmic-Kwashiorkor {CF: 0.8}

2. Setelah menemukan seluruh aturan (rules), Selanjutnya setiap CFRules akan dikalikan dengan CFPasien yang ada pada penjelasan di atas dengan menggunakan persamaan (8):
 - a. Perhitungan CFKeluhan Kwashiorkor

Hasil dari perhitungan CFKeluhan pada penyakit Kwashiorkor dapat dilihat pada Tabel 2.

18
Tabel 2. Nilai CF Keluhan (Kwashiorkor)

CF	CF Rules	CF User	CF Keluhan
1	1	x	0.75
2	0.6	x	0.25
3	0.7	x	0.75
4	0.6	x	0.25
5	0.8	x	0.75
6	0.9	12	0.75
7	0.8	x	1
8	0.6	x	0.25
9	0.4	x	0.25

b. Perhitungan CFKeluhan Marasmic-Kwashiorkor

Hasil dari perhitungan CFKeluhan pada penyakit Marasmic-Kwashiorkor dapat dilihat pada Tabel 3. berikut:

Tabel 3. Nilai CF Keluhan (Marasmic - Kwashiorkor)

CF	CF Rules	CF User	CF Keluhan
1	0.6	x	0.75
2	0.2	x	0.25
3	0.4	x	0.75
4	0.2	x	0.25
5	0.2	x	0.75
6	0.4	12	0.75
7	0.2	x	1
8	0.9	x	0.25
9	0.8	x	0.25

3. Kemudian CFKeluhan dikelompokkan berdasarkan penyakit-penyakitnya masing-masing. Untuk penyakit yang memiliki nilai CFKeluhan lebih dari satu, maka Nilai CF antar keluhan harus dikalkulasikan dengan perhitungan menggunakan persamaan (9).

a. Perhitungan CFCombine penyakit

Kwashiorkor:

$$CFCombine(CF1,CF2) = CF1 + CF2 * (1 - CF1) = 0.75 + 0.15 * (1 - 0.75) = 0.7875$$

4
CFCombine(CFold,CF3) = CFold + CF3*(1-CFold) = 0.7875 + 0.525*(1-0.7875) = 0.899 CFold

$$CFCombine(CFold,CF4) = CFold + CF4*(1-CFold) = 0.899 + 0.15*(1-0.899) = 0.9141 CFold$$

$$CFCombine(CFold,CF5) = CFold + CF5*(1-CFold) = 0.9141 + 0.6*(1-0.9141) = 0.9656 CFold$$

$$CFCombine(CFold,CF6) = CFold + CF6*(1-CFold) = 0.9656 + 0.675*(1-0.9656) = 0.988 CFold$$

$$CFCombine(CFold,CF7) = CFold + CF7*(1-CFold) = 0.988 + 0.8*(1-0.988) = 0.9984 CFold$$

$$CFCombine(CFold,CF8) = CFold + CF8*(1-CFold) = 0.9984 + 0.15*(1-0.9984) = 0.9986 CFold$$

$$CFCombine(CFold,CF9) = CFold + CF9*(1-CFold) = 0.9986 + 0.1*(1-0.9986) = 0.9987$$

Kesimpulan :

Dari perhitungan pertama yaitu perhitungan pada jenis penyakit kwashiorkor memiliki tingkat keyakinan sistem 0.9987 ≈ 99,87%

b. Perhitungan CFCombine penyakit

4
Marasmic-Kwashiorkor:

$$CFCombine(CF1,CF2) = CF1 + CF2 * (1 - CF1) = 0.45 + 0.05 * (1 - 0.45) = 0.4775 CFold$$

$$CFCombine(CFold,CF3) = CFold + CF3*(1-CFold) = 0.4775 + 0.3*(1-0.4775) = 0.6342 CFold$$

$$CFCombine(CFold,CF4) = CFold + CF4*(1-CFold) = 0.6342 + 0.05*(1-0.6342) = 0.6524 CFold$$

$$CFCombine(CFold,CF5) = CFold + CF5*(1-CFold) = 0.6524 + 0.15*(1-0.6524) = 0.7045 CFold$$

$$CFCombine(CFold,CF6) = CFold + CF6*(1-CFold) = 0.7045 + 0.3*(1-0.7045) = 0.79315 CFold$$

$$CFCombine(CFold,CF7) = CFold + CF7*(1-CFold) = 0.79315 + 0.2*(1-0.79315) = 0.8345 CFold$$

$$CFCombine(CFold,CF8) = CFold + CF8*(1-CFold) = 0.8345 + 0.225*(1-0.8345) = 0.8717 CFold$$

$$CFCombine(CFold,CF9) = CFold + CF9*(1-CFold) = 0.8717 + 0.2*(1-0.8717) = 0.89736$$

Kesimpulan :

Dari perhitungan kedua yaitu perhitungan pada jenis penyakit marasmic-kwashiorkor memiliki tingkat keyakinan sistem 0.8973 ≈ 89,73%

4. Setelah menemukan semua nilai *Certainty Factor* setiap penyakit. Nilai *CFCombine*

dibandingkan dan dicari yang terbesar

- Kwashiorkor 99,87%
- Marasmic – Kwashiorkor 89,73%

5. Dari dua perbandingan perhitungan diatas yaitu perhitungan pertama yaitu pada jenis

penyakit kwashiorkor memiliki tingkat keyakinan sistem 99,87% dan pada perhitungan kedua jenis penyakit marasmic-kwashiorkor memiliki tingkat keyakinan sistem 89,73%. Maka dapat ditarik kesimpulan bahwa, pasien di diagnosa menderita penyakit kwashiorkor dengan tingkat keyakinan sistem 99.87%.

4.1.2 Diagnosis dengan Metode Certainty Factor – Modified Nearest Neighbor

- Gejala dan interpretasi Certainty Factor yang dimasukkan pengguna akan dijadikan data testing. Sedangkan dataset akan dijadikan sebagai data training. Jika divisualisasikan ke dalam bentuk tabel, gejala yang dialami akan berisikan nilai CF dan sisa gejala yang tidak dialami akan bernilai 0, data testing akan terlihat seperti Tabel 4.

Tabel 4. Contoh data testing

GP1	GP2	GP3	GP14	GP15	GP16	GP17
0.75	0.25	0.75	0	0	0	0

- Melakukan perhitungan metode MKNN dengan tahapan yaitu:
 - Sebagai langkah awal, proses yang harus dilakukan adalah normalisasi nilai data training dan data testing dengan menggunakan pendekatan normalisasi min-max dengan rumus normalisasi persamaan (11):

$$normalisasi = \frac{CF\ gejala - \min(gejala)}{\max(gejala) - \min(gejala)} \quad (11)$$

Karena menghitung rumus normalisasi memerlukan nilai minimum (terkecil) dan nilai maximum (terbesar) dari setiap gejala. Maka seluruh dataset dan data testing digabungkan dan dicari nilai terbesar dan terkecilnya per gejala. Pada contoh kali ini, nilai minimum dan maximum per gejala seperti terlihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai minimum dan maximum tiap gejala

	GP1	GP2	GP3	GP14	GP15	GP16	GP17
Min	0	0	0	0	0	0	0
Max	1	1	1	1	1	1	1

Normalisasi data testing:

Diketahui nilai CF Pasien terhadap gejala yang dialaminya adalah CFPasien[GP01] = 0.75, CFPasien[GP02] = 0.25, CFPasien[GP03] = 0.75, CFPasien[GP04] = 0.25, CFPasien[GP05] = 0.75, CFPasien[GP06] = 0.75, CFPasien[GP07] = 1, CFPasien[GP08] = 0.25 . CFPasien[GP09] = 0.25.

$$normalisasi [GP01] = \frac{0.75-0}{1-0} = 0.75$$

$$normalisasi [GP02] = \frac{0.25-0}{1-0} = 0.25$$

$$normalisasi [GP03] = \frac{0.75-0}{1-0} = 0.75$$

$$normalisasi [GP04] = \frac{0.25-0}{1-0} = 0.25$$

$$normalisasi [GP05] = \frac{0.75-0}{1-0} = 0.75$$

$$normalisasi [GP06] = \frac{0.75-0}{1-0} = 0.75$$

$$normalisasi [GP07] = \frac{1-0}{1-0} = 1$$

$$normalisasi [GP08] = \frac{0.25-0}{1-0} = 0.25$$

$$normalisasi [GP09] = \frac{0.25-0}{1-0} = 0.25$$

Untuk nilai normalisasi gejala lain pasti akan bernilai 0, sebab pembilang dari pembagian normalisasi bernilai 0 (angka 0 jika dibagi bilangan apapun akan menghasilkan nilai 0).

Normalisasi data training:

Sama seperti data testing, setiap CFPasien yang tidak bernilai 0 akan memiliki nilai normalisasi 0 karena pembilang dari pembagian normalisasi bernilai 0 (angka 0 jika dibagi bilangan apapun akan menghasilkan nilai 0). Hasil normalisasi data training akan divisualisasikan ke dalam sebuah tabel dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Data training ternormalisasi

Nama	GP1	GP2	GP3	GP4	GP15	GP16	GP17
Pasien 1	1	0.75	0.75	1	0	0	0
Pasien 2	0.50	0	0	0	0	1	1
Pasien 32	0.75	0.25	0.75	0.25	0	0	0
..
Pasien 100	0.75	0.25	0.50	0	0.5	1	0.75

- Menentukan nilai k
Proses berikutnya adalah penentuan nilai k. Dalam pelaksanaan ini, nilai k yang ditentukan adalah k=3.
- Mengeksekusi perhitungan jarak Euclidean antara data-data latih
Proses selanjutnya adalah melakukan kalkulasi jarak Euclidean antara data-data latih. Tahapan ini bertujuan untuk menemukan jarak antara data latih yang digunakan dengan mengaplikasikan perhitungan sesuai dengan persamaan (1). Berikut Langkah-langkah untuk mencari nilai jarak Euclidean:

a. Perhitungan data latih 1 dan 2

$$d(1,2) = \sqrt{(1-0.5)^2 + (0.75-0.5)^2 + (0.75-0)^2 + (1-0)^2 + (0.25-0)^2 + (1-0.5)^2 + (0.75-0.)^2 + (0.5-1)^2 + (0.25-0.75)^2 + (0-0.25)^2 + (0-0)^2 + (0-0.75)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-1)^2 + (0-1)^2}$$

$$d(1,2) = 2.524876$$

b. Perhitungan data latih 1 dan 3

$$d(1,3) = \sqrt{(1-0.25)^2 + (0.75-0)^2 + (0.75-0)^2 + (1-0)^2 + (0.25-0)^2 + (1-0)^2 + (0.75-0.)^2 + (0.5-0.75)^2 + (0.25-1)^2 + (0-0.25)^2 + (0-0)^2 + (0-1)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-1)^2 + (0-0.75)^2}$$

$$d(1,3) = 2.75$$

Perhitungan di atas dilakukan pada semua data latih untuk memperoleh jarak euclidean, perhitungan untuk data latih yang lain menggunakan rumus yang sama dan perhitungan yang sama, nilai euclidean yang diperoleh dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil perhitungan jarak euclidean antar data-data latih

Data ke	1	2	3	4	...	98	99	100
1	0.00	2.524	2.750	3.072	...	3.020	3.041	2.345
2	2.524	0.00	0.750	2.384	...	2.449	2.397	1.118
...
100	2.345	1.118	1.299	1.920	...	1.968	1.968	0

5. Mengeksekusi perhitungan nilai validitas

Untuk mendapatkan nilai validitas menggunakan hasil dari perhitungan jarak Euclidean dengan mengambil tetang terdekat sebanyak nilai k, karena k yang digunakan ada 5 maka dari Tabel 7. diambil 5 nilai terkecil dari setiap data latih, setelah itu ditentukan apakah masing masing 3 nilai terkecil itu merupakan kelas yang sama, jika kelas sama maka nilainya 1 jika tidak sama maka bernilai 0, menghitung validitas menggunakan persamaan (2).

$$\text{Validitas}(1) = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 s(\text{label}(x), (\text{label}(Ni(x)))) = \frac{1}{3} (1+1+1) = 1$$

$$\text{Validitas}(2) = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 s(\text{label}(x), (\text{label}(Ni(x)))) = \frac{1}{3} (1+1+1) = 1$$

Nilai validitas dilakukan kepada semua data yang ada sehingga menemukan data 1 dan 0, data yang dihasilkan dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil perhitungan validitas data training

Data latih ke	K=1	K=2	K=3	Sum(a,b)	Validitas
1	1	1	1	3	1
2	1	1	1	3	1
3	1	1	1	3	1
...
63	1	1	1	3	1
...
84	1	1	1	3	1
85	1	1	1	3	1

6. Mengeksekusi perhitungan jarak Euclidean pada data uji

Selanjutnya adalah menemukan nilai Euclidean dengan melibatkan data uji. Berikut adalah cara yang diterapkan untuk menghitung jarak antara data latih dan data uji.

a. Perhitungan data uji dan data latih 1

$$d(\text{uji}, \text{latih1}) = \sqrt{(0.75-1)^2 + (0.25-0.75)^2 + (0.75-0.75)^2 + (0.25-1)^2 + (0.75-0.25)^2 + (0.75-1)^2 + (1-0.75)^2 + (0.25-0.5)^2 + (0.25-0.25)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2 + (0-0)^2}$$

$$d(\text{uji}, \text{latih1}) = 1.145644$$

b. Perhitungan data uji dan data latih 99

$$d(\text{uji}, \text{latih99}) = \sqrt{(0.75-0)^2 + (0.25-0)^2 + (0.75-0)^2 + (0.25-0)^2 + (0.75-0)^2 + (0.75-0)^2 + (1-0)^2 + (0.25-0)^2 + (0.25-0)^2 + (0-0.75)^2 + (0-1)^2 + (0-0.5)^2 + (0-0.75)^2 + (0-0.5)^2 + (0-0.75)^2 + (0-1)^2 + (0-0)^2}$$

$$d(\text{uji}, \text{latih 99}) = 2.772634$$

Kemudian dilakukan perhitungan yang sama untuk semua data uji, hasil perhitungan euclidean data uji 1 ditunjukkan pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil perhitungan Euclidean data uji dan data latih

Data ke-	Euclidean data latih dan data uji
1	1.145644
2	2.410913
7	0.707107
8	0.661438
26	2.291288
31	0.559017
64	0.750000
65	0.790569
67	0.612372

97	2.549510
99	2.772634

7. Mengeksekusi penghitungan weight voting. Proses ini merupakan tahapan terakhir dari klasifikasi Modified K-Nearest Neighbor. Pada tahap ini, kelas akan ditentukan oleh nilai weight voting tertinggi yang diperoleh. Berikut langkah menghitung weight voting menggunakan persamaan (5).

$$W(1) = 1 \times \frac{1}{1.145644 + 0.5} = 0.60765$$

$$W(7) = 1 \times \frac{1}{0.707107 + 0.5} = 0.82842$$

Selanjutnya melakukan perhitungan dengan metode yang serupa untuk semua data uji yang tersedia, sementara hasil dari penghitungan weight voting untuk data uji 1 ditampilkan pada Tabel 10..

Tabel 10. Hasil perhitungan weight training

Data ke-	Weight Voting	Diagnosis
1	0.60765	Kwashiorkor
2	0.34353	Marasmic-kwashiorkor
7	0.82842	Kwashiorkor
8	0.86100	Kwashiorkor
26	0.13714	Marasmic-kwashiorkor
31	0.94427	Kwashiorkor
64	0.80000	Kwashiorkor
65	0.77485	Kwashiorkor
67	0.89897	Kwashiorkor
97	0.32792	Marasmus
99	0.12865	Marasmus

8. Melakukan penentuan kelas dari data uji. Setelah mendapatkan nilai weight voting dari seluruh data latih, maka langkah selanjutnya adalah mencari nilai weight voting terbesar. Nilai tertinggi dari data yang terdekat akan dijadikan sebagai dasar untuk memperoleh hasil klasifikasi. Pengelompokan mayoritas nilai tertinggi terdekat akan dilakukan berdasarkan nilai k yang ditetapkan, yaitu k = 3, sehingga 3 data dengan nilai tertinggi dari tetangga terdekat akan menjadi dasar untuk menentukan kelas. Nilai tertinggi dari weight voting dapat dilihat pada Tabel 11.

Tabel 11. Pencarian tiga nilai tertinggi dari weight voting.

	Weight Voting	Diagnosis
K1	0.94427	Kwashiorkor
K2	0.89897	Kwashiorkor
K3	0.86100	Kwashiorkor

Mayoritas	Kwashiorkor(benar)
-----------	--------------------

Hasil voting pada tabel di atas menunjukkan bahwa data testing didiagnosa sebagai penyakit Kwashiorkor.

4.1.3 Akurasi Metode Certainty Factor – K Nearest Neighbor

Metode yang digunakan adalah Cross Validation 20 data testing (dari dataset) yang sama digunakan untuk metode yang lain agar mendapat kesamaan yang serupa, hingga pengujian tingkat akurasi dengan menggunakan skala perbandingan 20:80 ditampilkan pada Tabel 12.

Tabel 12. Cross Validation

	Marasmus	Marasmic-Kwashiorkor	Kwashiorkor
Marasmus	3	1	0
Marasmic-Kwashiorkor	0	5	0
Kwashiorkor	0	0	11

$$Accuracy = \frac{3 + 5 + 11}{20} = 0.95$$

Dari hasil perhitungan di atas dihasilkan bahwa akurasi dari pengujian diagnosis penyakit malnutrisi menggunakan metode Certainty Factor – K Nearest Neighbor adalah sebesar 95%.

4.1. Pembahasan

Penelitian ini mengusulkan metode diagnosis penyakit malnutrisi dengan mengombinasikan metode Certainty Factor dan Modified K-Nearest Neighbor. Metode Certainty Factor digunakan untuk mendapatkan nilai kepastian atau certainty factor dari gejala-gejala yang dialami pasien terhadap kemungkinan penyakit yang diderita. Sedangkan metode MKNN digunakan untuk mengklasifikasikan data testing (data gejala pasien) ke dalam kelas penyakit tertentu berdasarkan kedekatan dengan data training (data penyakit).

Langkah awal adalah menghitung nilai CF untuk setiap kemungkinan penyakit berdasarkan gejala yang dialami pasien. Gejala-gejala diinterpretasikan terlebih dahulu ke dalam nilai CF mulai dari 0 sampai 1. Kemudian nilai CF gejala dikombinasikan dengan nilai CF aturan (rules) menggunakan persamaan tertentu untuk mendapatkan nilai CF akhir untuk setiap penyakit. Dari perhitungan ini, diperoleh nilai CF tertinggi untuk penyakit Kwashiorkor sebesar 99,87%.

Untuk memvalidasi hasil diagnosis menggunakan CF, digunakan metode MKNN. Data CF pasien yang berisi nilai CF untuk setiap gejala dijadikan data testing, sedangkan dataset penyakit malnutrisi yang berisi nilai CF untuk setiap gejala dan kelas penyakitnya menjadi data training. Data testing dan data training dinormalisasi terlebih dahulu menggunakan min-max normalization agar berada dalam rentang 0 sampai 1.

Selanjutnya dihitung jarak Euclidean antara data testing dengan setiap data training. Berdasarkan jarak ini, dihitung nilai validitas untuk setiap data training menggunakan fungsi validitas tertentu. Lalu, weight voting dihitung dengan mengombinasikan nilai validitas dan jarak Euclidean antara data pengujian terhadap setiap data pelatihan menggunakan rumus weight voting.

Pada tahap akhir klasifikasi MKNN, k data training dengan nilai weight voting tertinggi yang terdekat dengan data testing diambil untuk menentukan kelas data testing. Pada kasus ini, k=3, sehingga 3 data training dengan weight voting tertinggi diambil. Mayoritas kelas dari 3 data ini akan menjadi kelas untuk data testing. Hasilnya, mayoritas 3 weight voting tertinggi adalah untuk kelas kwashiorkor, sama dengan hasil diagnosis menggunakan metode CF sebelumnya.

Pada pengujian akurasi, dilakukan cross validation dengan 20 data testing dari dataset yang sama. Hasil pengujian menunjukkan akurasi metode gabungan CF-MKNN sebesar 95%. Nilai akurasi yang tinggi ini mengindikasikan metode gabungan ini cukup baik digunakan untuk diagnosis penyakit malnutrisi berdasarkan gejala. Kombinasi dua metode CF dan MKNN memberikan hasil diagnosis yang saling memperkuat dan meningkatkan kepercayaan terhadap keputusan diagnosis akhir.

5. Kesimpulan

Metode diagnosis penyakit malnutrisi dengan menggabungkan Certainty Factor (CF) dan Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) menunjukkan kinerja yang baik. Hasil diagnosis awal menggunakan CF mengindikasikan kasus uji lebih cenderung menderita penyakit Kwashiorkor. Hal ini dikuatkan oleh hasil klasifikasi MKNN di mana mayoritas data training terdekat dengan data gejala pasien juga terklasifikasi ke dalam kelas Kwashiorkor. Pengujian cross-validation dengan 20 data testing menghasilkan akurasi 95% untuk metode gabungan CF-MKNN. Kedua metode saling memperkuat dan meningkatkan kepercayaan diagnosis.

Peneliti selanjutnya disarankan untuk mengembangkan metode ini dengan mengeksplorasi pendekatan deep learning seperti neural network atau convolutional neural network, terutama jika data tersedia cukup besar dan kompleks, guna meningkatkan akurasi dan kehandalan diagnosis. Tenaga medis dapat memanfaatkan sistem berbasis CF-MKNN sebagai alat bantu diagnosis yang akurat dan andal. Pemerintah diharapkan mendukung pengembangan dan implementasi sistem diagnosis berbasis teknologi ini untuk identifikasi dini dan 44. rvensi malnutrisi secara tepat sasaran, sehingga meningkatkan status gizi dan kesehatan masyarakat.

Daftar Pustaka

- Ayyad, S. M., Saleh, A. I., & Labib, L. M. (2019). Gene expression cancer classification using modified K-Nearest Neighbors technique. *BioSystems*, 176, 41–51. <https://doi.org/10.1016/j.biosystems.2018.12.009>
- Cholissodin, I., Marvela Evanita, F., Tedjasulaksana, J. J., Wahyuditomo, K. W., & Korespondensi, P. (2021). *KLASIFIKASI TINGKAT LAJU DATA COVID-19 UNTUK MITIGASI PENYEBARAN MENGGUNAKAN METODE MODIFIED K-NEAREST NEIGHBOR (MKNN)*. 8(3). <https://doi.org/10.25126/jtiik.202184400>
- Halfon, P., Penaranda, G., Ringwald, D., Retornaz, F., Boissel, N., Bodard, S., Feryn, J. M., Bensoussan, D., & Cacoub, P. (2024). Laboratory tests for investigating anemia: From an expert system to artificial intelligence. *Practical Laboratory Medicine*, 39. <https://doi.org/10.1016/j.plabm.2024.e00357>
- Meidelfi, D., Alfarissy, S., Fauzi, A., & Azura, R. (2021). Sistem Pakar Mendeteksi Malnutrisi Pada Remaja Dengan Metode Forward Chaining. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi 11 (1)*, 25.
- Rojas, J. S., Rendon, A., & Corrales, J. C. (2019). Consumption behavior analysis of over the top services: Incremental learning or traditional methods? *IEEE Access*, 7, 136581–136591. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2942782>
- Saputri, A. E., Sevani, N., Saputra, F., & Sali, R. K. (2020). Using Certainty Factor Method to Handle Uncertain Condition in Hepatitis Diagnosis. *ComTech: Computer, Mathematics and Engineering Applications*, 11(1), 1–10. <https://doi.org/10.21512/comtech.v11i1.5903>
- Sari, R. D., Rahmadani, R., Putri, T. T. A., Hutahaean, H. D., & Sriadhi, S. (2020). Certainty factor and Dempster-Shafer method analysis for early detection of final year student depression. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 830(3). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/830/3/032007>
- Stadnyk, M., Fryz, M., Zagorodna, N., Muzh, V., Kochan, R., Nikodem, J., & Hamera, L. (2022). Steady state visual evoked potential classification by modified KNN method. *Procedia Computer Science*, 207, 71–79. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.09.039>
- Sumiati, Saragih, H., Rahman, T. K. A., & Triayudi, A. (2021). Expert system for heart disease

- based on electrocardiogram data using certainty factor with multiple rule. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, 10(1), 43–50. <https://doi.org/10.11591/ijai.v10.i1.pp43-50>
- Swinburn, B. A., Kraak, V. I., Allender, S., Atkins, V. J., Baker, P. I., Bogard, J. R., Brinsden, H., Calvillo, A., De Schutter, O., Devarajan, R., Ezzati, M., Friel, S., Goenka, S., Hammond, R. A., Hastings, G., Hawkes, C., Herrero, M., Hovmand, P. S., Howden, M., ... Dietz, W. H. (2019). The Global Syndemic of Obesity, Undernutrition, and Climate Change: The Lancet Commission report. In *The Lancet* (Vol. 393, Issue 10173, pp. 791–846). Lancet Publishing Group. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(18\)32822-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(18)32822-8)
- Talukder, A., & Ahammed, B. (2020). Machine learning algorithms for predicting malnutrition among under-five children in Bangladesh. *Nutrition*, 78. <https://doi.org/10.1016/j.nut.2020.110861>
- Victora, C. G., Christian, P., Vdaletti, L. P., Gatica-Domínguez, G., Menon, P., & Black, R. E. (2021). Revisiting maternal and child undernutrition in low-income and middle-income countries: variable progress towards an unfinished agenda. In *The Lancet* (Vol. 397, Issue 10282, pp. 1388–1399). Elsevier B.V. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(21\)00394-9](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(21)00394-9)
- Wafi, M., Faruq, U., & Afif Supianto, A. (2019). *Automatic Feature Selection for Modified K-Nearest Neighbor to Predict Student's Academic Performance*. IEEE.

Zati Hulwani_JSINBIS - Copy.pdf

ORIGINALITY REPORT

19%

SIMILARITY INDEX

18%

INTERNET SOURCES

2%

PUBLICATIONS

7%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	repository.uin-suska.ac.id Internet Source	2%
2	repository.ub.ac.id Internet Source	2%
3	repository.uinjkt.ac.id Internet Source	2%
4	Submitted to Sriwijaya University Student Paper	1%
5	jtiik.ub.ac.id Internet Source	1%
6	etheses.uin-malang.ac.id Internet Source	1%
7	Submitted to Universitas Brawijaya Student Paper	1%
8	jurnal.akba.ac.id Internet Source	1%
9	www.slideshare.net Internet Source	1%

10	journal.global.ac.id Internet Source	1 %
11	Submitted to KYUNG HEE UNIVERSITY Student Paper	<1 %
12	123dok.com Internet Source	<1 %
13	Submitted to SDM Universitas Gadjah Mada Student Paper	<1 %
14	journal.ugm.ac.id Internet Source	<1 %
15	Submitted to School of Business and Management ITB Student Paper	<1 %
16	mudaprawira.wordpress.com Internet Source	<1 %
17	Submitted to Universitas Nasional Student Paper	<1 %
18	docobook.com Internet Source	<1 %
19	media.neliti.com Internet Source	<1 %
20	doku.pub Internet Source	<1 %
21	www.scribd.com	

Internet Source

<1 %

22

www.unisbank.ac.id

Internet Source

<1 %

23

Submitted to Leiden University

Student Paper

<1 %

24

iptek.its.ac.id

Internet Source

<1 %

25

jurnal.untan.ac.id

Internet Source

<1 %

26

Ahmad Khusaeri, Septian Ilham, Desi Nurhasanah, Derrenz Delpidat, Anggri Anggri, Aji Primajaya, Betha Nurina Sari. "ALGORITMA C4.5 UNTUK PEMODELAN DAERAH RAWAN BANJIR STUDI KASUS KABUPATEN KARAWANG JAWA BARAT", ILKOM Jurnal Ilmiah, 2017

Publication

<1 %

27

bahariandalas.blogspot.com

Internet Source

<1 %

28

id.valentinemedicalcenter.com

Internet Source

<1 %

29

www.scielo.org.za

Internet Source

<1 %

30

core.ac.uk

Internet Source

<1 %

31	finenaturalmedicine.com Internet Source	<1 %
32	lukka.net Internet Source	<1 %
33	teknologipintar.org Internet Source	<1 %
34	www.ejurnal.bunghatta.ac.id Internet Source	<1 %
35	Arief Gilang Ramadhan, Teguh Susyanto, Iwan Ady Prabowo. "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Avian Influenza Pada Bebek Menggunakan Metode Certainty Factor", Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIKomSiN), 2019 Publication	<1 %
36	Submitted to Dr. B R Ambedkar National Institute of Technology, Jalandhar Student Paper	<1 %
37	Kulraj Kaur, Deepika Bhalla, Jashandeep Singh. "Fault Diagnosis For Oil Immersed Transformer Using Certainty Factor", IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2023 Publication	<1 %
38	aisyah.journalpress.id Internet Source	<1 %

39 digilib.uin-suka.ac.id <1 %
Internet Source

40 doaj.org <1 %
Internet Source

41 docplayer.info <1 %
Internet Source

42 qdoc.tips <1 %
Internet Source

43 www.researchgate.net <1 %
Internet Source

44 delfistefani.wordpress.com <1 %
Internet Source

Exclude quotes On

Exclude matches Off

Exclude bibliography On