

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

#### 2.1. Tinjauan Pustaka

Penerapan teknologi *machine learning* dan *expert system* telah merambah banyak bidang dalam kehidupan sehari-hari. Implementasi algoritma KNN Termodifikasi, CF, dan studi malnutrisi telah menjadi fokus berbagai penelitian sebelumnya. Bagian ini menyoroti sejumlah karya ilmiah terkait yang relevan dengan penelitian ini. Tinjauan singkat ini bertujuan memetakan perkembangan terkini dalam bidang ini, serta menunjukkan bagaimana studi saat ini berkontribusi pada dan melengkapi pengetahuan yang sudah ada. Dengan menganalisis temuan-temuan sebelumnya, penelitian ini dapat membangun fondasi yang kuat dan mengidentifikasi celah yang perlu diisi.

Penelitian yang dilakukan oleh Wafi dkk. (2019) mengenai prediksi prestasi akademik siswa dengan seleksi fitur otomatis. Penelitian ini menggunakan algoritma genetika untuk memilih fitur optimal yang dikombinasikan dengan metode *K-Nearest Neighbor Termodifikasi (Modified K-NN)*. Hasil uji coba menunjukkan bahwa pendekatan gabungan ini secara signifikan lebih efektif dibandingkan dengan metode *K-Nearest Neighbor (KNN)* konvensional dalam hal performa pengklasifikasian. Kombinasi seleksi fitur dengan algoritma genetika dan klasifikasi dengan KNN Termodifikasi mencapai akurasi 82,6%, mengungguli KNN yang hanya mencapai 73,6%. Temuan ini menegaskan bahwa optimasi fitur menggunakan algoritma genetika dalam konteks KNN Termodifikasi dapat meningkatkan kinerja klasifikasi. Ini menunjukkan bahwa seleksi fitur dengan algoritma genetika efektif dalam menghapus fitur yang tidak berguna dan meningkatkan algoritma klasifikasi.

Penelitian yang dilakukan oleh Yuwono dkk. (2018) mengeksplorasi pengembangan sistem pakar *Smart Electrocardiography (ECG)* dengan mengidentifikasi gangguan kardiovaskular menggunakan pendekatan *K-Nearest Neighbor Termodifikasi (Modified K-NN)* untuk mengelompokkan kondisi jantung ke dalam tiga kategori: normal, *infark miokard*, dan kondisi lainnya.

Analisis dilakukan berdasarkan data ECG yang diperoleh dari *database* MIT BIH. Studi ini menghasilkan sistem diagnosis penyakit jantung yang menunjukkan performa menjanjikan. Dengan menggunakan parameter  $k=3$ , sistem berhasil mengklasifikasikan tiga kategori penyakit jantung dengan tingkat ketepatan 71,20%. Temuan ini menggambarkan potensi metode yang digunakan dalam membantu identifikasi berbagai jenis penyakit kardiovaskular.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Cholissodin dkk. (2021) mengembangkan sistem klasifikasi untuk mengevaluasi penyebaran COVID-19 guna mendukung upaya *mitigasi*. Metode *K-Nearest Neighbor Termodifikasi (Modified K-NN)* diterapkan, yang memasukkan proses validasi dan pembobotan berdasarkan proporsi tetangga dengan label yang mirip. Klasifikasi menggunakan tiga parameter utama: jumlah kasus positif, kesembuhan, dan kematian akibat COVID-19. Sistem ini mencapai akurasi optimal 97,794% dengan konfigurasi  $K=3$  dan  $\alpha=0,5$ .

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Aruchamy dkk. (2021) mengenai deteksi dan klasifikasi penyakit *alzheimer* pada MRI otak. Studi ini menggunakan *K-Nearest Neighbor Termodifikasi (Modified K-NN)*, sebuah varian dari algoritma *K-Nearest Neighbor*, untuk melakukan analisis terhadap data MRI. Citra-citra tersebut diperoleh dari repositori OASIS, sebuah sumber data terbuka untuk penelitian *neuroimaging*. Dalam implementasinya, penelitian ini memanfaatkan metrik jarak *Euclidean* untuk menentukan kedekatan antar data, dengan jumlah tetangga terdekat yang telah ditentukan sebelumnya sebagai parameter kunci dalam proses klasifikasi. Hasil dari penelitian, diamati bahwa metode klasifikasi dengan 4 kelas memberikan akurasi maksimum sebesar 93,18% dengan *spesifitas* dan sensitivitas yang baik.

Penelitian yang dilakukan oleh Fatoni dkk. (2018) mengenai sistem pakar diagnosis penyakit difteri. Penelitian ini memanfaatkan metode *K-Nearest Neighbor (KNN)* untuk mengevaluasi gejala difteri guna mendeteksi diagnosis awal sebelum timbulnya komplikasi. Hasil dari penelitian ini menunjukkan diagnosis difteri berdasarkan gejala dengan tingkat akurasi uji sebesar 93,056%. Temuan ini mengindikasikan bahwa metode KNN dapat menjadi opsi yang valid

untuk menghitung jarak dan kesamaan kasus, seperti dalam diagnosis difteri.

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Pasaribu dkk. (2020) mengenai sistem pakar diagnosis penyakit gigi dan mulut. Penelitian ini menggunakan metode *Certainty Factor* (CF) berbasis web dengan hasil akurasi pengujian sebesar 99%. Hal ini menunjukkan bahwa teknik inferensi CF memiliki akurasi yang tinggi dalam mendeteksi penyakit gigi dan mulut dari beberapa gejala.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Khorshid dan Abdulazeez (2021) mengenai ulasan tentang algoritma klasifikasi yang digunakan untuk penyakit kanker payudara dengan mengimplementasikan algoritma KNN. Hasil ulasan dari penelitian ini bahwa implementasi penggunaan KNN relatif mudah dan dari segi akurasi, KNN memberikan prediksi yang paling akurat sebesar 99,12% untuk kasus diagnosis kanker payudara.

Penelitian menggunakan metode CF juga dilakukan oleh Sumiati dkk. (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. Sistem diuji dengan memvalidasi hasilnya dengan pakar, yang menghasilkan nilai CF untuk kondisi jantung normal sebesar 0,95 dan tingkat akurasi 95%. Sementara itu, nilai CF untuk kondisi jantung tidak normal adalah 0,99 dengan tingkat akurasi mencapai 99%.

Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh Tulus dan Situmorang (2020) mengenai analisis optimasi algoritma KNN dengan CF untuk menentukan karir siswa. Pada penelitian ini, minat, bakat, dan nilai ujian siswa digunakan untuk menentukan keputusan yang sesuai dengan karir bagi setiap siswa. Metode KNN mendapatkan nilai yang berasal dari CF yang berfungsi dan memprediksi karir. Kombinasi kedua metode tersebut menghasilkan nilai akurasi pada KNN dengan  $k=3$  sebesar 70% dan kombinasi CF diperoleh hasil sebesar 99%. Akurasi komparatif dari kombinasi kedua metode didapatkan hasil 93,83% sehingga dapat disimpulkan bahwa metode CF dan KNN memiliki akurasi yang baik dalam

memprediksi jenis karir siswa.

Selanjutnya penelitian mengenai malnutrisi dilakukan oleh Talukder dan Ahammed (2020). Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi status malnutrisi pada balita dengan menggunakan beberapa algoritma *machine learning*. Diantara algoritma yang dipertimbangkan, algoritma *Random Forest* yang memiliki klasifikasi paling akurat dengan akurasi 68,51%. Penelitian ini menunjukkan fungsi perhitungan ML serta pentingnya menggunakan atribut sosio demografi untuk mengantisipasi status malnutrisi. Selain itu, penelitian ini akan bermanfaat untuk mengidentifikasi anak-anak yang berisiko kekurangan gizi di kemudian hari, sehingga memberikan instrumen kepada pembuat kebijakan dan pemasok layanan obat untuk meningkatkan praktik perawatan.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Meidelfi dkk. (2021) membahas pengembangan sistem pakar untuk mendeteksi malnutrisi pada remaja menggunakan metode *forward chaining*. Studi ini menekankan pentingnya pemahaman dan pengetahuan tentang gizi serta upaya perbaikan gizi untuk mencegah kemungkinan terburuk. Hasilnya berupa aplikasi sistem pakar berbasis web yang memungkinkan pengguna untuk berkonsultasi secara fleksibel dan mudah di mana pun dan kapan pun. Namun, penelitian ini juga menyarankan pengembangan lebih lanjut menggunakan metode lain untuk meningkatkan optimasi hasil penilaian.

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Thapar dan Goyal (2017) fokus pada pengembangan sistem pakar berbasis *fuzzy* untuk mendeteksi malnutrisi pada anak. Tujuan utamanya adalah merancang sistem yang dapat mendiagnosis apakah seorang bayi mengalami malnutrisi dan menilai seberapa parah kondisinya. Sistem pakar ini menggunakan metode inferensi *Mamdani*. Dengan sistem ini, diagnosis tingkat gizi pada bayi dapat dilakukan secara mudah hanya dengan memberikan nilai input yang relevan. Pada penelitian ini dikatakan bahwa sistem pakar yang dirancang dapat dimodifikasi dan diperbarui dengan data baru, atau dengan penambahan/penghapusan satu atau lebih faktor, atau dengan mengubah aturan, dll. sesuai dengan pendapat para ahli dan laporan WHO.

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Ibtasam (2021) dua metode

digunakan yaitu *Naive Bayes* dan *Forward Chaining* untuk mengidentifikasi penyebab dan gejala malnutrisi. Metode *Naive Bayes* memberikan akurasi yang lebih tinggi yaitu 88% dibandingkan dengan *Forward Chaining* yang memiliki akurasi 85%. Kebaruan (*novelty*) yang diusulkan adalah menggabungkan pendekatan algoritma *Naive Bayes* dengan metode *Forward Chaining* untuk mendapatkan diagnosis malnutrisi yang akurat. Metode yang digabungkan ini diklaim dapat memberikan pengukuran penyebab malnutrisi yang sangat akurat.

Berdasarkan pada kajian pustaka yang telah dilakukan terlihat bahwa penggunaan metode KNN, KNN Termodifikasi dan CF mampu mendiagnosis suatu penyakit dan studi kasus malnutrisi juga telah dilakukan dengan beberapa metode. Fokus utama penelitian ini adalah:

1. Perancangan sistem pakar diagnosis malnutrisi berbasis web
2. Analisis penggunaan kombinasi algoritma KNN Termodifikasi dengan CF dalam konteks kasus malnutrisi, dengan variabel yang terdiri dari gejala-gejala dan jenis penyakit malnutrisi.
3. Algoritma KNN Termodifikasi digunakan untuk klasifikasi penyakit yang diderita oleh pasien berdasarkan gejala-gejala yang dialami.
4. Metode *Certainty Factor* (CF) digunakan untuk menilai kepercayaan terhadap deteksi penyakit yang telah ditetapkan dengan metode KNN Termodifikasi. Penilaian kepercayaan didasarkan pada perhitungan CF menggunakan nilai CF dari pengguna dan pakar.

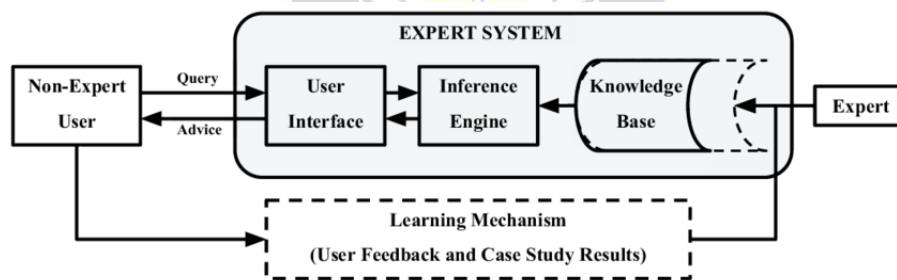
## **2.2. Dasar Teori**

### **2.2.1 Sistem Pakar (*Expert System*)**

Sistem Pakar sebagai sebuah jaringan komponen yang saling terhubung dan berinteraksi, membentuk suatu entitas terpadu yang dirancang untuk mencapai tujuan spesifik. Sementara itu, seorang pakar didefinisikan sebagai individu yang memiliki keahlian mendalam, pengalaman luas, dan metodologi khusus dalam bidangnya, serta mampu mengaplikasikan kompetensi tersebut untuk menyelesaikan masalah atau memberikan saran ahli (Ritchie dan Roser, 2020). karakteristik esensial seorang pakar meliputi kemampuan untuk mengartikulasikan dan mengasimilasi informasi baru terkait bidang keahliannya.

Lebih lanjut, seorang pakar diharapkan memiliki fleksibilitas untuk merekonstruksi pengetahuan yang diperoleh, menganalisis berbagai kaidah yang ada, serta menentukan relevansi keahliannya dalam konteks permasalahan yang dihadapi (Ozden dkk., 2016).

Sistem pakar merupakan cabang teknologi cerdas yang mengandalkan keahlian manusia, baik secara langsung maupun tidak langsung. Terdapat dua pendekatan dalam implementasi sistem pakar. Pendekatan pertama melibatkan integrasi langsung pengetahuan pakar ke dalam sistem secara *real-time*, memungkinkan akses instan ke keahlian tersebut. Pendekatan kedua, di sisi lain, melibatkan proses transformasi pengetahuan pakar menjadi serangkaian aturan dan algoritma yang kemudian diimplementasikan ke dalam sistem. Metode ini memungkinkan penggunaan pengetahuan pakar secara tidak langsung melalui representasi terstruktur dalam bentuk aturan-aturan yang telah didefinisikan sebelumnya (Ozden dkk., 2016). Berikut ini merupakan arsitektur dari sistem pakar yang dapat dilihat pada Gambar 2.1



Gambar 2. 1 Kerangka Sistem Berbasis Pengetahuan

Pada Gambar 2.1, dapat diamati bahwa sistem pakar tersusun atas tiga elemen pokok yaitu *knowledge base*, *inference engine*, dan *user interface* (Ozden dkk., 2016).

- a. *Knowledge base* berisi semua pengetahuan di mana sistem pakar dirancang untuk bekerja di dalamnya seperti pengetahuan, fakta, dan aturan.
- b. *Inference engine* menjalankan tindakan jika informasi yang diberikan oleh pengguna memenuhi ketentuan dalam aturan.
- c. *user interface* menyediakan sarana komunikasi bagi pengguna awam. Melalui antarmuka ini, individu dapat merespons sejumlah pertanyaan atau



memasukkan informasi yang diperlukan. Input tersebut kemudian memicu rangkaian penalaran dalam pusat pemrosesan logis sistem.

### 2.2.2 *K-Nearest Neighbor (KNN)*

*K-Nearest Neighbor (KNN)* adalah salah satu teknik dalam pembelajaran berbasis *instance* yang juga dikenal sebagai *lazy learning*. Metode ini mengelompokkan data dengan mengidentifikasi sejumlah  $k$  elemen dalam set pembelajaran yang memiliki kemiripan tertinggi dengan elemen baru atau yang sedang diuji. Teknik Tetangga Terdekat-K memanfaatkan kalkulasi jarak untuk menentukan kelompok ini, dengan penekanan pada elemen-elemen yang menunjukkan ciri-ciri paling mendekati elemen target klasifikasi. Algoritma *Nearest Neighbor* meneliti kasus-kasus dengan membandingkan derajat keserupaan antara insiden terkini dan catatan terdahulu, didasarkan pada kesetaraan nilai penting dari aspek-aspek yang dipertimbangkan (Krishna Jothi dan Mohan, 2020). Untuk menentukan jarak spasial antara titik dalam kumpulan data latih ( $x$ ) dan titik dalam kumpulan data uji ( $y$ ), diterapkan kalkulasi Metrik Pitagoras, yang detailnya disajikan dalam persamaan (2.1) (Bakthavachalam dan Raj, 2020).

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_k - y_k)^2} \dots\dots\dots(2.1)$$

Di mana:

$D(x, y)$  : Jarak Euclidean antara dua titik  $x$  dan  $y$  dalam ruang berdimensi  $n$ .

$\sqrt{\quad}$  : Simbol akar kuadrat.

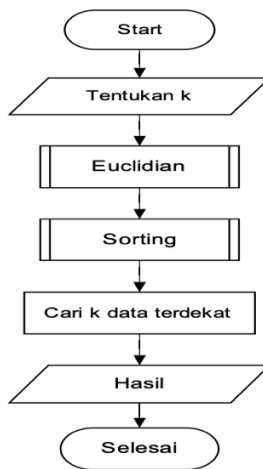
$\Sigma$  : Simbol sigma ( $\Sigma$ ) yang mewakili operasi penjumlahan.

$k$  : Indeks dimensi, dimulai dari 1 hingga  $n$ .

$(x_k - y_k)^2$ : Kuadrat dari selisih antara nilai pada dimensi ke- $k$  dari titik  $x$  dan titik  $y$ .

$n$  : Jumlah dimensi dari ruang yang digunakan

Berikut adalah diagram alir (*flowchart*) algoritma KNN yang terlihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2. 2 *Flowchart* Algoritma KNN

Langkah-langkah algoritma KNN adalah sebagai berikut:

1. Menentukan nilai parameter k (jumlah tetangga terdekat).
2. Menghitung jarak euclidean kuadrat dari setiap objek terhadap data sampel yang diberikan.
3. Mengurutkan objek-objek tersebut ke dalam kelompok dengan jarak *euclidean* terkecil.
4. Mengumpulkan kategori Y (kelas tetangga terdekat) dan menggunakan mayoritas kategori tersebut untuk mendapatkan hasil klasifikasi.

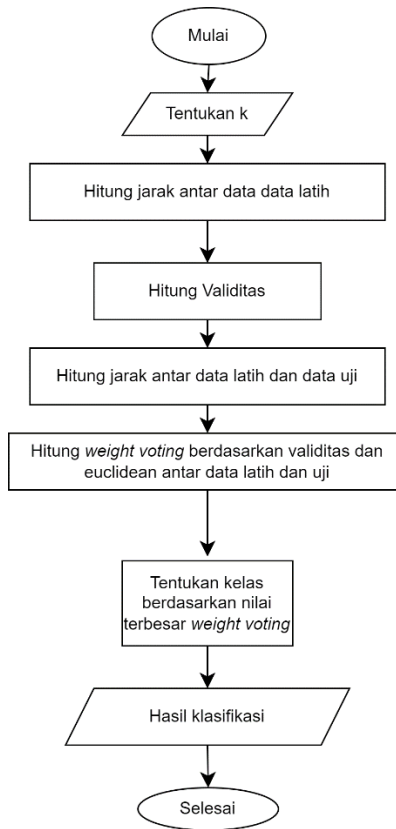
Dengan menggunakan kategori mayoritas, maka mendapatkan hasil klasifikasi.

### 2.2.3 *K-Nearest Neighbor Termodifikasi (Modified K-NN)*

Algoritma *K-Nearest Neighbor Termodifikasi (Modified K-NN)* merupakan perkembangan dari metode KNN konvensional, dengan penambahan beberapa langkah untuk meningkatkan akurasi. Motivasi utama dalam pengembangan KNN Termodifikasi adalah untuk mengatasi kelemahan KNN dalam menangani data yang memiliki nilai ekstrem, dengan memperkenalkan perhitungan validitas tambahan (Okfalisa dkk., 2018).

Berikut adalah diagram alir (*flowchart*) algoritma KNN Termodifikasi yang terlihat pada Gambar 2.3.





Gambar 2. 3 Flowchart Algoritma KNN Termodifikasi

Langkah-langkah algoritma KNN Termodifikasi adalah sebagai berikut:

1. Menentukan nilai parameter k (jumlah tetangga terdekat).
2. Menghitung jarak antar data latih

Pada algoritma KNN Termodifikasi, langkah pertama adalah menghitung jarak antar data latih untuk melakukan klasifikasi berdasarkan kedekatan. Proses ini merupakan langkah awal sebelum dilanjutkan dengan tahap validasi data latih, yang merupakan karakteristik khas dari KNN Termodifikasi. Untuk menentukan jarak antara titik pada data latih (x), digunakan rumus *Euclidean* yang diilustrasikan dalam persamaan (2.2) berikut:

$$D(x_1, x_2) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{1i} - x_{2i})^2} \dots\dots\dots(2.2)$$

Di mana,

$D(x_1, x_2)$  : jarak *Euclidean* antara dua titik antar data latih  $x_1$  dan  $x_2$ .

$\sqrt{\quad}$  : simbol akar kuadrat.

$\Sigma$  : notasi sigma, menandakan penjumlahan.

- k : jumlah dimensi atau fitur.
- i : indeks yang berjalan dari 1 sampai k.
- $x_{1i}$  : nilai dari fitur ke- $i$  pada titik atau vektor pertama.
- $x_{2i}$  : nilai dari fitur ke- $i$  pada titik atau vektor kedua.

## 2. Validitas Data Latih

Validitas diaplikasikan untuk menghitung banyaknya titik dalam set data latih secara menyeluruh, di mana tetangga terproksimal dari masing-masing titik akan memengaruhi validitas titik tersebut. Perhitungan nilai validitas dilaksanakan dengan mengimplementasikan rumus yang diilustrasikan dalam formulasi matematis (2.3) berikut:

$$Validitas = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K S(lbl(x), lbl(N_{i(x)})) \dots \dots \dots (2.3)$$

Di mana,

- k : Jumlah total data atau sampel.
- $\Sigma$  : Simbol sigma ( $\Sigma$ ) yang mewakili operasi penjumlahan.
- i : Indeks atau penomoran data ke- $i$ .
- $S(lbl(x), lbl(N_{i(x)}))$ : Fungsi yang mengukur kesamaan (*similarity*) antara label prediksi  $lbl(x)$  dan label sebenarnya dari data  $lbl(N(x))$ . Fungsi ini digunakan untuk menghitung kesamaan antara prediksi dan ground truth pada setiap sampel data.

Kemiripan antara titik  $x$  dengan data ke- $i$  dari tetangga terdekatnya dihitung dengan menggunakan Fungsi  $S$  yang melibatkan persamaan (2.4) berikut:

$$S(a, b) = \begin{cases} 1 & a=b \\ 0 & a \neq b \end{cases} \dots \dots \dots (2.4)$$

Di mana,

- $S(a, b)$  : fungsi yang mengevaluasi kesamaan antara dua nilai  $a$  dan  $b$ .
- $a$  dan  $b$  : nilai-nilai yang dibandingkan.

Interpretasi fungsi ini:

1. Jika  $a$  sama dengan  $b$  ( $a = b$ ), maka fungsi mengembalikan nilai 1.
2. Jika  $a$  tidak sama dengan  $b$  ( $a \neq b$ ), maka fungsi mengembalikan nilai 0.

### 3. Perhitungan Jarak antar data latih dan data uji

Dalam KNN Termodifikasi, seperti halnya KNN biasa, jarak antara data latih dan data uji dihitung menggunakan metrik jarak. Metrik jarak yang paling umum digunakan adalah jarak *Euclidean*, rumus yang digunakan rumus dari persamaan (2.1) yang telah didefinisikan sebelumnya.

### 4. Perhitungan *Weight Voting*

Penentuan *weight voting* menggunakan nilai validitas dari setiap data dalam data latih yang dikalikan dengan bobot jarak *Euclidean*. Dalam KNN Termodifikasi, perhitungan faktor voting setiap tetangga dilakukan menggunakan persamaan (2.5) berikut:

$$W(i) = Validitas(i) \times \frac{1}{d_e + 0,5} \dots\dots\dots(2.5)$$

Di mana,

$W(i)$  : Mewakili bobot (*weight*) sampel terdekat ke- $i$  dalam rangkaian set data latih

$Validitas(i)$  : Mewakili nilai validitas sampel terdekat ke- $i$  dalam rangkaian set data latih

$d_e$  : Jarak *Euclidean* antar data uji dan data latih

Metode ini mengutamakan contoh acuan yang menunjukkan derajat keandalan dan kemiripan lebih tinggi dengan spesimen evaluasi. Konsekuensinya, *output* yang dihasilkan tidak terlalu terpengaruh oleh contoh acuan yang memiliki stabilitas rendah dalam dimensi karakteristik bila dibandingkan dengan spesimen lainnya. Selain itu, kombinasi antara nilai validitas dan nilai berdasarkan jarak mampu menyelesaikan permasalahan pembobotan jarak yang kerap muncul pada kasus-kasus data menyimpang. Akibatnya, metode KNN Termodifikasi yang diajukan terbukti jauh lebih andal dibandingkan dengan teknik KNN konvensional yang hanya mengandalkan kalkulasi jarak.

#### 2.2.4 *Certainty Factor* (CF)

*Certainty Factor* adalah sebuah pendekatan yang digunakan untuk menentukan tingkat kepastian suatu fakta, yang sering kali digunakan sebagai

metrik dalam sistem pakar. Teknik ini ideal digunakan dalam sistem pakar untuk mendiagnosis kondisi yang tidak selalu pasti (Adhar dkk., 2019). Langkah-langkah dalam menggambarkan data kualitatif:

1. Kemampuan untuk menyatakan tingkat kepercayaan sesuai dengan teknik yang telah dijelaskan sebelumnya.
2. Kemampuan untuk menempatkan dan menggabungkan tingkat kepercayaan tersebut dalam sistem pakar.

Dalam menyatakan tingkat keyakinan, digunakan suatu nilai yang dikenal sebagai *Certainty Factor* (CF) untuk mencerminkan tingkat keyakinan seorang pakar terhadap suatu data. Berikut adalah rumus dasar dari *Certainty Factor*:

$$CF[H.E] = MB[H,E] - MD[H,E] \dots\dots\dots(2.6)$$

Keterangan:

- CF = *Certainty Factor* (faktor kepastian) untuk hipotesis H yang dipengaruhi oleh bukti E.
- MB = *Measure of Belief* (ukuran keyakinan), adalah ukuran peningkatan kepercayaan terhadap hipotesis H dipengaruhi oleh bukti E.
- MD = *Measure of Disbelief* (ukuran ketidakpercayaan), adalah ukuran kepercayaan terhadap ketidakpercayaan terhadap hipotesis H dipengaruhi oleh bukti E.
- E = *Evidence* (bukti atau fakta)
- H = Hipotesis (asumsi)

Untuk menggabungkan dua atau lebih aturan dalam sistem berbasis pengetahuan di mana setiap aturan menghasilkan kesimpulan yang sama namun dengan tingkat ketidakpastian yang berbeda, masing-masing aturan dapat dianggap sebagai bukti yang mendukung kesimpulan bersama. Untuk menghitung CF (faktor kepastian) dari kesimpulan, diperlukan bukti penggabungan sebagai berikut (Sari dkk., 2020):

$$CF(R1,R2) = CF(R1) + [CF(R2)] \times [1 - CF(R1)] \dots\dots\dots(2.7)$$

Jika hanya menggabungkan CF dari R1 dan R2, total kepastiannya bisa melebihi 1. Untuk menyesuaikan total kepastian ini, perlu dilakukan penyesuaian dengan menambahkan faktor kepastian kedua dan mengurangnya dengan

mengalikannya dengan (1 dikurangi faktor kepastian pertama). Dengan demikian, semakin besar CF pertama, semakin sedikit tambahan kepastian dari faktor kedua. Namun, penambahan ini selalu meningkatkan sejumlah kepastian. Untuk aturan ketiga yang akan ditambahkan, aturan tersebut dapat digunakan (Sari dkk., 2020):

$$CF(R1, R2, R3) = CF(R1, R2) + [CF(R3)][1 - CF(R1, R2)] = CF(R1, R2) + CF(R3) - [CF(R1, R2)]. [CF(R3)] \dots\dots\dots(2.8)$$

1. CF untuk aturan dengan premis tunggal (*single premise rules*):

$$CF_{gejala} = CF(user) \times CF(pakar) \dots\dots\dots(2.9)$$

2. Jika ada aturan dengan kesimpulan yang serupa (*similarly concluded rules*) atau lebih dari satu premis, maka CF berikutnya dihitung menggunakan rumus:

$$CF_{combine} = CF_{old} + CF_{gejala} \times (1 - CF_{old}) \dots\dots\dots(2.10)$$

3. Sementara itu, untuk mengestimasi persentase kejadian penyakit, digunakan rumus:

$$CF_{persentase} = CF_{combine} \times 100\% \dots\dots\dots(2.11)$$

Keunggulan dan Kelemahan *Certainty Factor* adalah sebagai berikut:

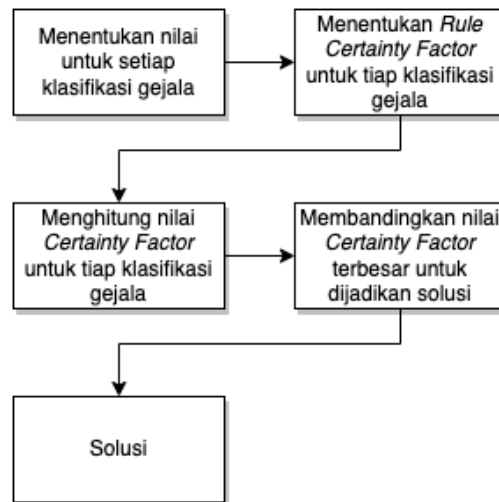
a. Keunggulan

Dalam metode CF, terdapat keunggulan dalam menilai tingkat kepastian suatu informasi, baik itu pasti maupun tidak. Dalam proses perhitungannya, metode ini mampu mengolah dua data sekaligus, yang memastikan bahwa keakuratannya tetap terjaga dengan baik.

b. Kelemahan

Metode ini hanya dapat mengatasi ketidakpastian untuk dua data sekaligus. Namun, untuk data yang lebih dari dua, diperlukan beberapa pengujian data.

Adapun alur pada metode *Certainty Factor* terlihat pada Gambar 2.4 sebagai berikut:



Gambar 2. 4 Alur metode CF

Langkah-langkah dalam metode *Certainty Factor* adalah sebagai berikut:

1. Mengekstraksi nilai numerik dari tiap indikator yang telah ditetapkan oleh ahli dan diinput oleh pengguna sistem.
2. Menentukan tingkat keyakinan untuk setiap indikator terkait masing-masing kondisi medis. Proses ini mengintegrasikan penilaian ahli dengan masukan dari pengguna, menciptakan suatu kerangka aturan yang menggabungkan *expertise* profesional dan pengalaman individual.
3. Menghitung nilai akhir aturan untuk setiap penyakit yang dianalisis..
4. Membandingkan nilai tertinggi untuk setiap penyakit guna menentukan solusi.
5. Solusi yang dihasilkan merupakan hasil akhir dari proses tersebut.

Terdapat dua cara untuk mendapatkan tingkat kepercayaan (CF):

1. Metode "*Net Belief*" *Certainty Factor* yang mengaitkan asumsi atau dugaan dengan bukti nyata atau penilaian ahli atau pakar di bidangnya.
2. Konsultasi dengan seorang ahli yang menghasilkan nilai kepastian sebagaimana tercantum dalam Tabel 2.1 berikut:

Tabel 2. 1 Interpretasi Nilai *Certainty Factor*

No	<i>Certainty term</i>	Nilai CF pakar
1	Pasti Tidak	-1,0
2	Sangat Tidak Meyakinkan	- 0,9

No	<i>Certainty term</i>	Nilai CF pakar
3	Hampir Pasti Tidak	-0,8
4	Sangat Tidak Mungkin	-0,7
5	Kemungkinan Besar Tidak	-0,6
6	Mungkin Tidak	-0,4
7	Tidak Tahu/Tidak Yakin	-0,2 – 0,2
8	Mungkin	0,4
9	Kemungkinan Besar	0,6
10	Sangat Mungkin	0,7
11	Hampir Pasti	0,8
12	Sangat Meyakinkan	0,9
13	Pasti	1,0

### 2.2.5 Malnutrisi

Malnutrisi merupakan gangguan fungsi yang diakibatkan oleh defisiensi atau kelebihan dari total energi atau nutrisi spesifik yang berkepanjangan seperti protein, asam lemak esensial, vitamin, atau mineral. Kondisi ini dapat terjadi akibat puasa dan anoreksia *nervosa*, muntah terus-menerus (seperti pada bulimia *nervosa*) atau ketidakmampuan untuk menelan, gangguan pencernaan dan malabsorpsi usus, atau penyakit kronis yang mengakibatkan hilangnya nafsu makan (misalnya, kanker, AIDS). Malnutrisi juga dapat diakibatkan oleh ketersediaan makanan yang terbatas, pilihan makanan yang tidak bijaksana, atau penggunaan suplemen makanan yang berlebihan.

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 (Savarino dkk., 2021):

#### 1. Kekurangan Vitamin A

Vitamin A terkandung dalam hati beberapa spesies hewan, serta dalam telur dan ikan. Sayuran mengandung karotenoid, pro vitamin di mana vitamin A berasal. Setara retinol (RE) adalah satuan ukuran yang digunakan untuk



menggambarkan jumlah total vitamin A (vitamin dan pro vitamin) dalam makanan. Di negara berkembang, berisiko tinggi kekurangan gizi, kekurangan vitamin A dapat menyebabkan rabun senja. 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.

## 2. Kekurangan Zat Besi (Fe)

Daging, ikan, sereal dan telur mengandung zat besi. Di antara jaringan, sumsum tulang membutuhkan sejumlah besar zat besi untuk sintesis hemoglobin. Kekurangan zat besi memanifestasikan dirinya dengan penurunan kinerja fisik karena penurunan hemoglobin dan mioglobin. Konsekuensi lain dari keadaan defisiensi adalah gangguan *respon* imun dengan penurunan fungsi *makrofag* dan *neutrofil* dan penurunan limfosit T. 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.

## 3. Kekurangan Energi Protein

Asupan makanan protein diperlukan untuk memenuhi kebutuhan pertumbuhan. Asupan protein yang direkomendasikan diukur sebagai persentase dari asupan energi harian (% E). 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. Pernyataan ini didasarkan pada beberapa bukti yang mengamati bagaimana asupan protein

tinggi selama masa kanak-kanak dan usia prasekolah dikaitkan dengan peningkatan BMI, terutama pada anak-anak 4-8 tahun. Untuk alasan ini, tingkat protein maksimum yang disarankan sama dengan 14-15% E telah disarankan oleh beberapa penulis untuk diamati pada anak usia dini. Pendekatan yang berguna untuk mengurangi asupan protein dapat dilakukan dengan menghindari makanan kaya protein dan konsumsi susu sapi yang berlebihan.

#### 4. 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.

### 2.2.6 Jenis Penyakit Malnutrisi

Jenis penyakit malnutrisi terdiri dari beberapa penyakit sebagai berikut:

#### 1. *Kwashiorkor*

Kwashiorkor merupakan salah satu bentuk malnutrisi protein yang disebabkan oleh kekurangan protein yang signifikan, sering kali disertai dengan kekurangan asupan kalori (Soriano dkk., 2020). Kwashiorkor terjadi utamanya karena asupan protein yang sangat kurang.

##### a. Penyebab

Kwashiorkor terjadi akibat kurangnya protein dalam makanan. Protein adalah bahan dasar penting yang ada di semua bagian sel tubuh kita. Protein berperan vital dalam memperbaiki sel-sel rusak dan membuat sel-sel baru. Tubuh yang sehat selalu melakukan perbaikan sel secara terus-menerus untuk menjaga kesehatan. Protein memiliki peran yang sangat penting dalam pertumbuhan selama masa anak-anak (balita) dan kehamilan. Kekurangan protein dapat menyebabkan keterlambatan dalam pertumbuhan.

Protein dalam darah berperan dalam menjaga keseimbangan cairan di dalam pembuluh darah. Ketika jumlah protein berkurang, keseimbangan cairan dalam pembuluh darah terganggu sehingga cairan lebih mudah

keluar ke jaringan sekitarnya, yang dapat menyebabkan edema atau pembengkakan).

b. Gejala

Gejala-gejala berupa:

1. Edema (pembengkakan), umumnya seluruh tubuh (terutama punggung kaki dan wajah) membulat dan lembap.
2. Pandangan mata sayu.
3. Rambut tipis kemerahan seperti warna rambut jagung dan mudah dicabut tanpa rasa sakit dan mudah rontok.
4. Terjadi perubahan status mental menjadi apatis dan rewel.
5. Terjadi pembesaran hati.
6. Otot mengecil (*hipotrofi*), lebih nyata bila diperiksa pada posisi berdiri atau duduk.
7. Terdapat kelainan kulit berupa bercak merah muda yang meluas dan berubah warna menjadi coklat kehitaman lalu terkelupas (*crazy pavement dermatosis*).
8. Sering disertai penyakit infeksi yang umumnya akut.
9. Anemia dan diare

c. Diagnosa

Pemeriksaan dilakukan pada urine dan darah untuk mendeteksi gejala malnutrisi dan kekurangan protein. Pemeriksaan ini juga bertujuan untuk mengevaluasi kerusakan otot dan fungsi ginjal. Pemeriksaan yang dimaksud mencakup:

1. Gas darah arteri (AGD), digunakan untuk mengukur pH dan kadar oksigen dan karbon dioksida pada darah dari arteri.
2. *Blood urea nitrogen* (BUN), mengukur kadar urea (zat sisa buangan dari protein yang dicerna tubuh) dalam darah.
3. Kadar *kreatinin* (*kreatinin* adalah molekul limbah kimia hasil metabolisme otot serta konsumsi daging yang terbentuk dari keratin, keratin yaitu molekul penting untuk produksi energi otot. Zat yang

mengalir melalui pembuluh darah ini disaring oleh ginjal untuk kemudian dibuang bersama urine).

4. Kadar kalium untuk melihat *hyperkalemia* (kondisi kelebihan kalium pada tubuh) atau *hypokalemia* (kondisi kekurangan kalsium pada tubuh).
5. Urinalisis (tes laboratorium, tes ini dapat membantu dokter mendeteksi masalah yang mungkin ditunjukkan oleh urin).
6. Hitung darah lengkap (*Completed Blood Cell Count (CBC)*)

d. Pengobatan

Kwashiorkor bisa ditangani dengan memberikan makanan yang mengandung protein lebih banyak serta makanan yang mengandung banyak kalori, terutama apabila dimulai sejak awal perawatan. Tetapi perlu ditangani terlebih dahulu masalah kesehatan yang mengancam nyawa sebelum melakukan penanganan ini, misalnya mengalami dehidrasi maka terlebih dahulu memberikan cairan pengganti cairan tubuh, memberikan obat antibiotik untuk penderita infeksi, pemberian vitamin A dan lain-lain.

Agar kondisi tersebut tidak terulang lagi maka harus melakukan langkah pencegahan dengan baik. Kwashiorkor bisa dicegah dengan memastikan makanan cukup kalori dan kaya protein. Sumber protein dapat dengan mudah ditemukan dalam makanan yang berasal dari laut (*seafood*) seperti ikan, udang, dan cumi-cumi, kemudian juga dapat ditemukan pada lauk seperti telur, daging tanpa lemak, kacang polong, kacang-kacangan (tahu, tempe) dan biji-bijian

2. *Marasmus*

Marasmus merupakan malnutrisi akibat kekurangan kalori yang sangat berat dan kronis terutama terjadi rentang waktu satu tahun pertama kehidupan, disertai penurunan pertumbuhan serta menyusutnya lemak bawah kulit dan otot (Soriano dkk., 2020).

a. Penyebab

Gangguan nutrisi merupakan gangguan yang sangat dipengaruhi berbagai

macam hal. Kebanyakan penderita marasmus ialah mereka yang tinggal di daerah rawan konflik, peperangan dan daerah yang mengalami kekeringan panjang. Marasmus dapat timbul karena beberapa faktor penyebab yang mungkin, seperti:

1. Kurangnya asupan kalori.
2. Kelaparan atau kekurangan bahan makanan.
3. Status kesehatan.
4. Kondisi bawaan lahir.
5. Kemiskinan.
6. Proses pengurangan asupan ASI yang dilakukan pada saat yang tidak ideal

b. Gejala

Gejala-gejala berupa:

1. Badan terlihat sangat kurus seolah olah tulang hanya terbungkus kulit.
2. Wajah seperti orang tua.
3. Mudah menangis/cengeng dan rewel.
4. Kulit menjadi keriput.
5. Jaringan lemak *subkutis* sangat sedikit sampai tidak ada (*baggy pant*/pakai celana longgar).
6. Perut cekung, dan iga mengambang.
7. Sering disertai penyakit infeksi (umumnya kronis berulang).
8. Diare kronik atau konstipasi (susah buang air).

c. Diagnosa

Marasmus dapat dideteksi dengan mengukur tinggi dan berat badan anak, lalu membandingkannya dengan standar normal sesuai usia. Jika ukuran tubuh anak lebih kecil dari yang seharusnya, ini bisa menandakan Marasmus. Selain itu, cara anak berperilaku dan beraktivitas juga penting untuk diperhatikan. Anak dengan Marasmus biasanya terlihat lemah dan tidak bersemangat. Namun, kadang sulit membedakan apakah gejala-

gejala ini disebabkan oleh kekurangan gizi atau penyakit infeksi, terutama pada anak-anak.

d. Pengobatan

Perawatan Marasmus dilakukan secara bertahap. Langkah pertama adalah mengembalikan cairan tubuh yang hilang. Ini penting karena tubuh yang kekurangan air sulit mencerna makanan dengan baik. Selain itu, jika penderita juga mengalami diare, kekurangan cairan bisa membuat diare menjadi lebih parah.

Ketika pasien mulai membaik, dokter akan fokus memberikan makanan bergizi untuk memulihkan energi tubuh. Tapi kadang, pasien sulit makan seperti biasa. Jadi, makanan dan minuman diberikan sedikit-sedikit atau lewat selang ke pembuluh darah atau perut. Dokter juga harus memperhatikan apakah ada infeksi. Jika perlu, obat antibiotik diberikan untuk menjaga asupan gizi dan melawan infeksi sekaligus. Sembuhnya infeksi akan sangat membantu proses pemulihan pasien secara keseluruhan.

Cara paling efektif untuk menghindari Marasmus adalah dengan menerapkan pola makan yang seimbang. Ini berarti mengonsumsi makanan yang kaya akan protein, karbohidrat, lemak, serta berbagai nutrisi penting lainnya dalam jumlah yang cukup. Sumber nutrisi dan energi yang baik dapat ditemukan dalam berbagai jenis makanan seperti produk susu, ikan, telur, atau aneka kacang-kacangan. Tak kalah pentingnya, konsumsi sayur-sayuran dan buah-buahan sangat dianjurkan untuk memenuhi kebutuhan vitamin dan mineral. Kombinasi makanan ini sangat penting untuk mencegah terjadinya kekurangan gizi secara keseluruhan.

3. *Marasmic-kwashiorkor*

Kondisi ini terjadi ketika terjadi kekurangan baik kalori maupun protein, yang menyebabkan penurunan berat badan yang signifikan, hilangnya lemak subkutan, dan sering kali disertai dehidrasi. Gejala klinisnya mencakup kombinasi dari beberapa gejala klinis yang umumnya terlihat pada

kwashiorkor dan marasmus. (Soriano dkk., 2020).

a. Penyebab

Marasmic-kwashiorkor disebabkan oleh kekurangan asupan protein dan kalori. Selain itu juga adanya faktor dari lingkungan dan faktor keturunan juga sangat berpengaruh. Beberapa contoh keadaan faktor lingkungan dan faktor keturunan yang mempengaruhi adalah keadaan makanan yang masuk ke dalam tubuh, kondisi bawaan saat lahir dan status kesehatan yang dipengaruhi oleh lingkungan tempat tinggal.

b. Gejala

Gejala marasmic-kwashiorkor merupakan perpaduan tanda-tanda klinis yang ditemukan pada kondisi marasmus dan kwashiorkor sekaligus. Berikut gejala-gejala marasmic-kwashiorkor:

1. Edema (pembengkakan), umumnya seluruh tubuh (terutama punggung kaki dan wajah) membulat dan lembab.
2. Pandangan mata sayu.
3. Rambut tipis kemerahan seperti warna rambut jagung dan mudah dicabut tanpa rasa sakit dan mudah rontok.
4. Terjadi perubahan status mental menjadi apatis dan rewel.
5. Terjadi pembesaran hati.
6. Otot mengecil (*hipotrofi*), lebih nyata bila diperiksa pada posisi berdiri atau duduk.
7. Terdapat kelainan kulit berupa bercak merah muda yang meluas dan berubah warna menjadi coklat kehitaman lalu terkelupas (*crazy pavement dermatosis*).
8. Sering disertai penyakit infeksi yang umumnya akut.
9. Anemia dan diare.
10. Badan terlihat sangat kurus seolah olah tulang hanya terbungkus kulit.
11. Wajah seperti orang tua.
12. Mudah menangis/cengeng dan rewel.
13. Kulit menjadi keriput.



14. Jaringan lemak *subkutis* sangat sedikit sampai tidak ada (*baggy pant* atau pakai celana longgar).
15. Perut cekung, dan iga mengambang.
16. Sering disertai penyakit infeksi (umumnya kronis berulang).
17. Diare kronik atau konstipasi (susah buang air)

c. Diagnosa

Diagnosis dapat ditegakkan dengan mengevaluasi kerusakan otot, fungsi ginjal, kondisi kesehatan umum, dan perkembangan anak. Pemeriksaan ini meliputi:

1. Analisis gas dalam darah arteri
2. Pengukuran nitrogen urea darah
3. Pengecekan level *kreatinin*
4. Pengujian kadar kalium (untuk mendeteksi kelebihan atau kekurangan kalium)
5. Pemeriksaan *urin*
6. Tes darah menyeluruh
7. Pengukuran tinggi dan berat badan anak dilakukan melalui pemeriksaan fisik yang disesuaikan dengan batas usia mereka.
8. Perilaku atau tingkat aktivitas seseorang juga dapat memperkuat diagnosis tersebut.

d. Pengobatan

Marasmic-kwashiorkor dapat diatasi dengan memberikan intervensi gizi yang komprehensif. Namun, sebelum fokus pada perbaikan gizi, langkah kritis pertama adalah menangani komplikasi yang mengancam nyawa. Ini meliputi pemberian cairan untuk mengatasi dehidrasi, pengobatan infeksi dengan antibiotik yang sesuai, serta suplementasi *mikronutrien* esensial seperti vitamin A.

Setelah kondisi pasien stabil, penanganan dapat dilanjutkan dengan memberikan asupan makanan bergizi tinggi. Menu yang disediakan harus kaya akan protein, padat kalori, dan mengandung berbagai nutrisi penting

untuk mendorong pertumbuhan dan pemulihan anak.

Setelah perawatan yang tepat, langkah-langkah pencegahan perlu dilakukan untuk mencegah kondisi tersebut kembali muncul. Marasmic-kwashiorkor bisa dicegah dengan memastikan konsumsi makanan kaya protein, kalori, dan nutrisi. Nutrisi esensial berupa protein dan energi dapat diperoleh dari beragam bahan pangan, termasuk produk sereal, olahan susu, hasil laut, telur unggas, daging ternak, aneka polong, serta varietas biji-bijian. Asupan produk nabati seperti buah-buahan dan sayuran sangat diperlukan untuk mencukupi kebutuhan *mikronutrien*, sehingga dapat menghindarkan diri dari kekurangan gizi.



SEKOLAH PASCASARJANA