Indonesian Journal of Digital Business

Journal homepage: https://ejournal.upi.edu/index.php/IJDB

Sistem Rekomendasi Menu Makanan Harian Untuk Penderita Diabetes Melitus Tipe 2 Menggunakan *Constraint-Based Filtering* Berbasis Aplikasi *Mobile*

Rahmat Hidayat[1], Yulia Fatmi[2], Khairi Budayawan[3], Yeka Hendriyani[4]

[1]Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Padang, Indonesia
[234]Universitas Negeri Padang, Indonesia
Correspondence E-mail: hrahmat094@gmail.com

A B S T R A K

Penderita diabetes melitus tipe 2 (DMT2) sering kesulitan menyusun menu harian yang sesuai dengan kebutuhan gizi dan pedoman diet, sementara data Tabel Komposisi Pangan Indonesia (TKPI) belum siap dipakai untuk keperluan tersebut. Penelitian ini bertujuan mengembangkan GlucoMenu, purwarupa aplikasi *mobile* yang merekomendasikan menu makanan harian bagi penderita DMT2 dewasa sebagai layanan digital kesehatan berbasis pangan lokal. Penelitian menggunakan *Design and Development Research* Tipe 1 dengan data TKPI, Pedoman Nasional Pelayanan Klinis, dan artikel diet diabetes Kementerian Kesehatan. Rekomendasi dihasilkan melalui *Constraint-Based Filtering* yang memisahkan *hard constraint* dan *soft constraint*, lalu *Menu Builder* menyusun lima slot makan dengan penentuan porsi lima langkah, sedangkan *Generative AI* hanya mendukung penjelasan dan ilustrasi. Dari 1.146 bahan TKPI, 152 bahan menjadi kandidat aktif. Seluruh 12 skenario *black box* valid, selisih perhitungan terhadap perhitungan manual pada lima sampel adalah 0,00, validasi ahli memperoleh rata-rata 3,91 dari 5 (78,18%), dan skor System Usability Scale 87,00. Hasil menunjukkan bahwa purwarupa layak secara teknis dan dapat diterima pengguna, tetapi efektivitas klinis belum diuji dan sistem bersifat edukatif.

Article Information

Riwayat Artikel:
Diterima 17 November 2026
Direvisi 21 November 2026
Diterbitkan 23 November 2026
Tersedia Online 23 November 2026
Publikasi 23 November 2026

Keyword:
Constraint-Based Filtering,
Diabetes melitus tipe 2,
Mobile health,
Rekomendasi menu,
Tabel Komposisi Pangan Indonesia.

1. PENDAHULUAN

Diabetes melitus tipe 2 (DMT2) merupakan penyakit metabolik kronis (Galicia-Garcia et al., 2020) yang masih menjadi masalah kesehatan utama dunia. Berdasarkan IDF Diabetes Atlas edisi ke-11, sekitar 589 juta orang dewasa berusia 20-79 tahun hidup dengan diabetes pada tahun 2024, dan jumlah tersebut diproyeksikan meningkat menjadi 853 juta pada tahun 2050. Di Indonesia, jumlah penderita pada tahun 2024 mencapai 20,4 juta orang dan diproyeksikan menjadi 28,6 juta orang pada tahun 2050, sehingga Indonesia berada pada peringkat kelima dunia dan memerlukan pengelolaan jangka panjang yang berkelanjutan, sebagaimana diuraikan dalam Pedoman Nasional Pelayanan Klinis (PNPK) Tatalaksana DMT2 Dewasa. Survei Kesehatan Indonesia 2023 juga mencatat prevalensi diabetes sebesar 11,7% pada penduduk berusia 15 tahun ke atas, sebagaimana dirujuk dalam PNPK tersebut. Kondisi ini membuka ruang bagi layanan digital kesehatan (*mobile health* atau mHealth) sebagai pendukung pengelolaan sehari-hari.

Salah satu komponen penting pengelolaan DMT2 adalah terapi nutrisi, yang membantu pengendalian kadar glukosa darah, menjaga berat badan, dan menurunkan risiko komplikasi (ElSayed et al., 2024; Forouhi, 2023; Minari et al., 2023). Pengaturan makan tidak dapat disamaratakan karena harus mempertimbangkan kebutuhan kalori, kondisi kesehatan, aktivitas fisik, berat badan, dan karakteristik individu (Davies et al., 2022; Evert et al., 2019). PNPK Tatalaksana DMT2 Dewasa merumuskannya melalui prinsip 3J, yaitu jumlah (kesesuaian porsi dan energi terhadap kebutuhan), jenis (pemilihan bahan pangan yang sesuai), dan jadwal (pembagian waktu makan dalam sehari). Dalam praktik, penderita masih sering kesulitan menyusun menu yang sesuai dengan kebutuhan kalori dan zat gizi hariannya serta mengenali bahan pangan yang perlu dibatasi atau dihindari.

Data pangan lokal sebenarnya telah tersedia dalam Tabel Komposisi Pangan Indonesia (TKPI), yang memuat kandungan energi, karbohidrat, protein, lemak, dan serat berbagai bahan pangan. Namun, TKPI belum siap digunakan untuk menyusun menu harian karena tidak memuat kategori peran bahan pangan dalam hidangan maupun penanda kesesuaiannya terhadap pedoman diet diabetes, misalnya kelompok pangan yang dibatasi atau dihindari, sebagaimana diuraikan dalam artikel "Mengenal Diet Diabetes Melitus" dari Direktorat Jenderal Kesehatan Lanjutan Kementerian Kesehatan. Data tersebut perlu diolah agar mendukung penyaringan dan penyusunan menu. Aplikasi *mobile* relevan untuk menyampaikan hasil pengolahan ini karena kanal aplikasi telah luas digunakan untuk layanan digital (Tang, 2019) dan aplikasi kesehatan dinilai mampu mendukung manajemen penyakit, pencatatan data, dan penguatan perilaku hidup sehat apabila dirancang dengan baik (Cheah et al., 2024; Garavand et al., 2024).

Sistem rekomendasi membantu pengguna memilih item yang relevan (Kowald et al., 2024), dan pemanfaatan *Generative AI* serta *Large Language Model* (LLM) di dalamnya kian banyak dikaji (Sengar et al., 2024; Wu et al., 2024). Pada rekomendasi makanan dan kesehatan, tinjauan sistematis oleh Yera et al. (2023) mengkaji sistem rekomendasi makanan bagi penderita diabetes, dan tinjauan lingkup terbaru mencatat bahwa metode rekomendasi pada sistem rekomendasi diet berbasis kesehatan terbagi menjadi pendekatan berbasis *constraint* (40%) yang berfokus pada pembatasan diet pasien, berbasis preferensi (33,33%), dan hibrida (26,67%) (Dong et al., 2026). Ammar et al. (2021) membangun sistem mHealth berbasis Personal Health Library dan *knowledge graph* untuk manajemen mandiri diabetes, tetapi tidak menyusun menu harian dari kandungan gizi pangan. Amiri et al. (2023) dan Stefanidis et al. (2022) memakai basis pengetahuan dan aturan penyaringan untuk menyusun rencana makan sesuai kondisi kesehatan pengguna, sedangkan Yang et al. (2017) mempelajari

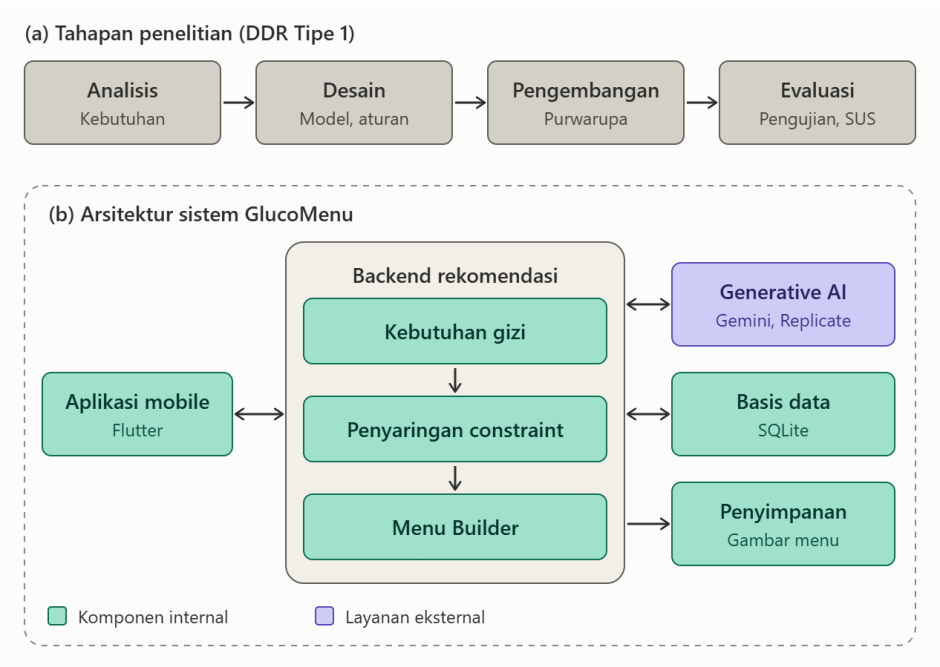
preferensi makanan pengguna melalui perbandingan gambar sehingga rekomendasinya bertumpu pada selera individu, dan Yang et al. (2024) menjadikan LLM bagian utama rekomendasi melalui ChatDiet. Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan pentingnya personalisasi, tetapi belum menggabungkan data pangan lokal TKPI, PNPK Kementerian Kesehatan RI, *Constraint-Based Filtering*, dan *Menu Builder* yang dipisahkan dari proses penyaringan, dengan *Generative AI* hanya sebagai pendukung.

Berdasarkan celah tersebut, penelitian ini bertujuan mengembangkan GlucoMenu, purwarupa aplikasi *mobile* yang merekomendasikan menu makanan harian bagi penderita DMT2 dewasa berdasarkan data TKPI dan pedoman Kementerian Kesehatan RI. Kontribusinya mencakup basis data pangan berkategori menu dan bertanda kesesuaian pedoman diet, rancangan perhitungan kebutuhan gizi dan porsi menu lima slot makan, serta evaluasi fungsi, akurasi perhitungan, penilaian ahli, dan kebergunaan. Kebaruannya terletak pada penggabungan TKPI, PNPK, *Constraint-Based Filtering*, dan *Menu Builder* terpisah dalam satu layanan digital kesehatan berbasis pangan lokal, dengan *Generative AI* hanya sebagai pendukung penjelasan dan ilustrasi. Sistem bersifat edukatif dan bukan pengganti dokter atau ahli gizi.

2. METODOLOGI

2.1. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan *Design and Development Research* (DDR) Tipe 1 menurut Richey dan Klein, yaitu penelitian produk dan alat yang berfokus pada perancangan, pengembangan, dan evaluasi produk beserta analisis kebutuhan yang mendasarinya. Tipe ini dipilih karena luaran penelitian adalah purwarupa aplikasi *mobile* GlucoMenu, bukan model generik. Penelitian dilaksanakan dalam empat tahap. Tahap analisis mengidentifikasi masalah, kebutuhan sistem dan data, aktor, serta batasan sistem. Tahap desain menerjemahkan hasil analisis menjadi rancangan arsitektur, perhitungan gizi, penyaringan, penyusunan menu, basis data, dan antarmuka. Tahap pengembangan merealisasikan rancangan menjadi purwarupa, dan tahap evaluasi menilai purwarupa secara sumatif, sedangkan evaluasi formatif berlangsung melalui iterasi antara desain dan pengembangan. Arsitektur sistem ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahap DDR dan arsitektur sistem GlucoMenu

2.2. Sumber Data dan Analisis Kebutuhan

Keputusan Menteri Kesehatan RI Nomor HK.01.07/MENKES/302/2026 tentang PNPK Tatalaksana DMT2 Dewasa menjadi acuan aturan kalkulasi kebutuhan gizi dan distribusi energi harian. Artikel "Mengenal Diet Diabetes Melitus" dari Direktorat Jenderal Kesehatan Lanjutan (Ditjen Yankes) Kementerian Kesehatan menjadi dasar kelompok pangan yang dianjurkan serta yang dibatasi atau dihindari. TKPI 2017 menjadi sumber kandungan energi, karbohidrat, protein, lemak, dan serat. Wawancara semi-terstruktur yang bersifat konfirmatif dilakukan dengan tenaga keperawatan di sebuah rumah sakit di Padang, peneliti menyampaikan pendekatan sistem, yaitu rumus kebutuhan gizi, sumber data TKPI, dan aturan pembatasan pangan, lalu meminta konfirmasi, koreksi, atau masukan tambahan berdasarkan praktik di layanan primer. Hasilnya menjadi pertimbangan tambahan dalam merumuskan kebutuhan fungsional, nonfungsional, dan data. Sistem dibatasi pada penderita DMT2 dewasa tanpa kondisi akut, tidak memperhitungkan komplikasi, interaksi obat dengan makanan, maupun terapi insulin, dan bersifat edukatif. Pembatasan ini menempatkan GlucoMenu sebagai aplikasi kesehatan edukatif, bukan aplikasi medis (Maaß et al., 2022).

2.3. Perancangan Kebutuhan Gizi

Perancangan kebutuhan gizi mengikuti PNPK Tatalaksana DMT2 Dewasa dan diringkas pada Tabel 1, yang juga memuat rumus-rumus perhitungannya. Sistem menghitung Indeks Massa Tubuh (IMT) dengan klasifikasi Asia dewasa, Berat Badan Ideal (BBI) dengan rumus Broca termodifikasi, dan Kebutuhan Energi Basal (KEB) dengan rumus Harris-Benedict, lalu mengalikannya dengan faktor aktivitas untuk memperoleh kebutuhan energi harian (Eh). Faktor stres metabolik tidak digunakan karena sistem tidak mencakup kondisi akut.

Tabel 1 Parameter dan rumus perancangan kebutuhan gizi

Parameter	Rumus atau Ketentuan	Keterangan
IMT	BB/TB^2(BB dalam kg, TB dalam m)	<18,5: kurang, 18,5–22,9: normal, 23–24,9: berat badan lebih, 25–29,9: obesitas I, ≥30: obesitas II
BBI	90% × (TB − 100) untuk laki-laki dengan TB ≥160 cm atau perempuan dengan TB ≥150 cm, selain itu, TB − 100	TB dalam cm
KEB	Laki-laki: $66{,}5 + (13{,}8 \times \text{BB}) + (5 \times TB) - (6{,}8 \times \text{U})$ Perempuan: $665 + (9{,}6 \times \text{BB}) + (1{,}8 \times \text{TB}) - (4{,}7 \times \text{U})$	BB aktual digunakan untuk status berat badan kurang, BBI digunakan untuk status

Parameter	Rumus atau Ketentuan	Keterangan
		lainnya. U dalam tahun
Eh	$KEB \times faktor\ aktivitas$	Aktivitas ringan: 1,3, sedang: 1,5, berat: 1,7
Makronutrien	Karbohidrat 60%, protein 15%, dan lemak 25% dari Eh, dengan faktor konversi 4, 4, dan 9 kkal/g	Sesuai rentang PNPK, batas minimal karbohidrat 130 g/hari
Serat	14 g per 1.000 kkal	Dalam rentang 20–35 g/hari
Distribusi slot	$Energi\ slot = Eh \times persentase\ slot$	Sarapan 20%, camilan pagi 10%, makan siang 30%, camilan sore 15%, makan malam 25%

2.4. Algoritma Rekomendasi

Data TKPI terlebih dahulu diolah dengan memberi atribut kategori_menu (makanan pokok, sumber protein, sayur, buah, dan camilan), tanda is_complete untuk bahan dengan data gizi utama lengkap, dan atribut tag_filter melalui pencocokan kata kunci terhadap kelompok pangan yang dibatasi atau dihindari menurut artikel Ditjen Kesehatan Lanjutan tersebut: tepung olahan, gula dan olahannya, hewani olahan, gorengan, bumbu tinggi lemak dan natrium, serta buah tinggi gula. Bahan yang tidak termasuk kategori mana pun diberi label tidak_dibatasi.

Constraint-Based Filtering merekomendasikan item hanya apabila memenuhi batasan domain, misalnya kebutuhan pengguna dan pedoman kesehatan yang diperlakukan sebagai *constraint* (Dong et al., 2026; Stefanidis et al., 2022). *Hard constraint* bersifat wajib: bahan menjadi kandidat apabila tag_filter = tidak_dibatasi dan is_complete = 1, serta kategori_menu sesuai dengan slot. Aturan ini diterapkan pada kueri basis data dan berlaku sama bagi seluruh pengguna. Soft constraint bersifat preferensial untuk menilai dan memeringkat kombinasi menu yang telah lolos penyaringan, sebagaimana perencanaan menu yang fleksibel bagi penderita penyakit terkait diet (Amiri et al., 2023), dengan skor total dihitung menggunakan Persamaan (1).

$$S_{\mathrm{tot}} = 0{,}60S_{\mathrm{E}} + 0{,}25S_{\mathrm{S}} + 0{,}15S_{\mathrm{V}} \quad (1)$$

dengan S_{tot} sebagai skor total, S_E skor kedekatan energi, yaitu 1 dikurangi rasio selisih energi kombinasi terhadap target slot, S_S skor serat, yaitu rasio serat kombinasi terhadap target serat slot dengan nilai maksimum 1 dan S_V skor variasi, yang memberi nilai penuh pada kombinasi yang bahannya belum muncul sebelumnya dan penalti proporsional pada bahan berulang.

Menu Builder menyusun bahan yang lolos penyaringan menjadi menu lima slot (Amiri et al., 2023). Sarapan terdiri atas makanan pokok, sumber protein, dan sayur atau buah kemudian untuk makan siang atas makanan pokok, sumber protein, sayur, dan buah serta untuk makan malam atas makanan pokok, sumber protein, dan sayur sedangkan camilan atas

buah atau makanan selingan. Sistem mengambil n kandidat teratas tiap kategori dengan memprioritaskan bahan yang paling jarang digunakan, lalu serat tertinggi. Porsi ditentukan dalam lima langkah. Pertama, target karbohidrat, protein, dan lemak slot dihitung dengan proporsi 60%, 15%, dan 25% dari energi slot. Kedua, sayur ditetapkan 100–150 g dan buah 100 g, lalu kontribusi gizinya dikurangkan dari target. Ketiga, porsi lauk dihitung untuk menutup sisa target protein. Keempat, porsi makanan pokok dihitung untuk menutup sisa target karbohidrat. Kelima, porsi dibatasi 50–250 g untuk makanan pokok dan 40–150 g untuk lauk tanpa kompensasi selisih energi. Kombinasi dengan skor total tertinggi dipilih.

Generative AI tidak menentukan menu. Komponen ini dipanggil setelah menu dan total gizinya ditetapkan, hanya untuk menyusun penjelasan dan gambar ilustrasi. Instruksi sistem melarang model mengubah bahan pangan dari *backend* serta menyebut nama obat, dosis insulin, klaim penyembuhan, atau resep dokter.

2.5. Rancangan Implementasi dan Evaluasi

Purwarupa dibangun untuk Android menggunakan Flutter, dengan *backend* FastAPI (REST API dan autentikasi JSON Web Token) dan basis data SQLite berisi tujuh tabel: users, user_profiles, nutrition_needs, foods, recommendations, recommendation_slots, dan recommendation_items. Penjelasan menu dibangkitkan melalui Google Gemini (gemini-3.5-flash-lite) dan gambar melalui Replicate (black-forest-labs/flux-2-pro), keduanya lewat modul adaptor terpisah dari logika rekomendasi dengan penjelasan berbasis templat sebagai cadangan.

Evaluasi sumatif dilakukan pada perangkat fisik Android melalui empat kegiatan (Tabel 2), yang mencakup pengujian fungsi dan kebergunaan sebagaimana lazim dalam penilaian kualitas aplikasi mHealth (Giebel et al., 2024). Skor SUS tiap responden dihitung dengan mengurangi satu dari skor butir ganjil, mengurangi skor butir genap dari lima, menjumlahkannya, lalu mengalikan 2,5. Validasi ahli tidak menilai ketepatan rumus secara klinis, dan evaluasi tidak menguji efektivitas klinis rekomendasi pada pasien.

Tabel 2 Rancangan evaluasi purwarupa GlucoMenu

Evaluasi	Instrumen	Subjek	Fokus Penilaian
Black box	12 skenario dengan masukan valid dan tidak valid	Perangkat fisik Android	Kesesuaian keluaran fitur dengan hasil yang diharapkan
Akurasi perhitungan	Perbandingan sistem dengan perhitungan manual	5 profil sampel (Sampel 1–5)	IMT, BBI, KEB, Eh, target gizi, dan agregasi gizi slot
Validasi ahli	Lembar 11 butir, Likert 1–5	Seorang tenaga keperawatan di rumah sakit di Padang	Aturan pembatasan pangan, slot dan porsi, penyajian informasi, serta pernyataan edukatif
Kebergunaan	System Usability Scale 10 butir, Likert 1–5	5 responden pengguna umum	Skor SUS (0–100)

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisis Kebutuhan dan Penyempurnaan Rancangan

Wawancara konfirmatif dengan tenaga keperawatan di sebuah rumah sakit di kota Padang mencakup delapan aspek rancangan: rumus kebutuhan energi harian, distribusi makronutrien dan serat, data profil pengguna, sumber aturan pembatasan pangan, atribut gizi TKPI, pembagian energi ke slot makan, porsi per item makanan, dan pernyataan edukatif. Tujuh aspek dinyatakan sesuai tanpa perubahan. Satu aspek, yaitu porsi per item, perlu disesuaikan karena satuan gram dinilai kurang mudah dipahami masyarakat awam. Narasumber menyarankan Ukuran Rumah Tangga (URT) seperti centong, piring sedang, dan gelas, serta menambahkan bahwa bahan yang direkomendasikan sebaiknya umum dan mudah ditemukan. Masukan ini sejalan dengan penekanan konsensus terapi nutrisi bahwa anjuran makan perlu disesuaikan dengan karakteristik individu (Evert et al., 2019).

Penyempurnaan dilakukan pada tiga komponen. *Backend* tetap menghitung dalam gram sebagai acuan presisi dan menambahkan fungsi konversi otomatis ke URT berdasarkan kategori menu. Tabel recommendation_items mempertahankan portion_gram dan menambahkan teks URT. Halaman detail menu menampilkan URT sebagai informasi utama dengan estimasi gram dalam tanda kurung. Nilai gram dibagi berat acuan per satuan URT lalu dibulatkan ke pecahan praktis terdekat (0,5; 1; 1,5; atau 2), sebagaimana diringkas pada Tabel 3.

Tabel 3 Aturan konversi porsi gram ke URT

Kategori Menu	Satuan URT	Berat Acuan per Satuan
Makanan pokok	Centong (nasi), biji sedang (kentang), potong sedang (ubi atau singkong), lembar (roti)	±100 g (nasi, mie), 105 g, 120 g, 35 g
Sumber protein	Potong sedang (ikan, ayam, daging, tahu, tempe), butir (telur), sdm (kacang), ekor sedang (udang)	50 g, 25 g (tempe), 55 g (telur), 15 g (kacang), 7 g (udang)
Sayur	Mangkuk	±100 g (porsi tetap sistem 150 g)
Buah	Potong sedang (pepaya, semangka, melon), buah sedang (buah bulat lain)	Porsi tetap sistem 100 g
Camilan	Keping (biskuit, krekers, keripik), buah (kue basah), porsi sedang	10 g per keping, porsi sistem 30–150 g

3.2. Pengolahan Data TKPI

TKPI 2017 awalnya memuat 1.146 baris bahan pangan. *Preprocessing* mengeluarkan 119 baris bumbu, rempah mentah, dan minuman kemasan dari alokasi kategori menu, memisahkan bahan mentah yang tidak lazim dikonsumsi langsung, dan memeriksa kelengkapan lima atribut gizi. Hasilnya, 603 baris (52,62%) berstatus lengkap (is_complete = 1) dan 543 baris (47,38%) dinonaktifkan tanpa dihapus dari basis data. Pelabelan tag_filter pada 603 bahan lengkap menetapkan 451 bahan sebagai dibatasi dan 152 bahan sebagai tidak_dibatasi, dengan sebaran per kategori menu pada Tabel 4. Kelompok dibatasi paling

banyak (302 bahan), diikuti gorengan (44), buah_tinggi_gula (40), hewani_olahan (36), dan gula_manis (29), sedangkan tepung_olahan tidak ditemukan pada data lengkap.

Tabel 4 Distribusi bahan pangan TKPI berdasarkan kategori menu pada tiap tahap penyaringan

Kategori Menu	Total di Basis Data	Lolos Kelengkapan	Kandidat Aktif
Sumber protein	408	205	48
Sayur	223	60	22
Camilan	151	143	21
Makanan pokok	132	82	28
Buah	113	113	33
Tanpa kategori	119	0	0
Total	1.146	603	152

Hanya sekitar 13% bahan TKPI yang akhirnya menjadi kandidat aktif, dan sekitar 75% bahan lengkap tereliminasi oleh aturan pembatasan. Temuan ini mengonfirmasi bahwa TKPI sebagai tabel acuan belum siap pakai untuk penyusunan menu, dan bahwa penambahan kategori_menu serta tag_filter menjembatani kebutuhan algoritmik tersebut. Pengolahan data pangan menjadi struktur yang dapat dikueri juga ditempuh Amiri et al. (2023) melalui basis pengetahuan berbasis ontologi. Konsekuensinya, ruang pilihan per kategori relatif sempit (21–48 bahan), sehingga variasi menu bergantung pada kualitas pelabelan.

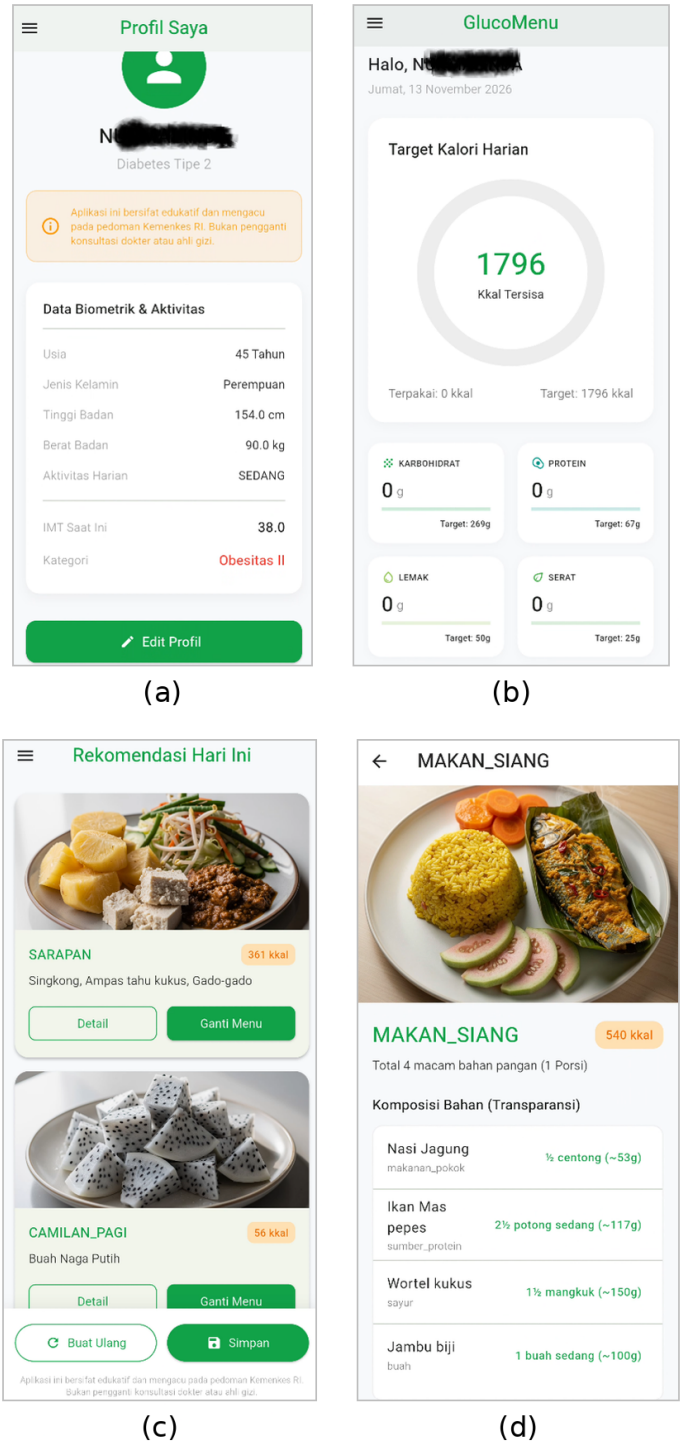
3.3. Implementasi *Constraint-Based Filtering* dan *Menu Builder*

Lapis pertama, *hard constraint*, dijalankan pada kueri SQLite yang mengambil kandidat dengan klausa is_complete = 1, tag_filter = 'tidak_dibatasi', dan kategori_menu sesuai slot. Bahan dengan data tidak lengkap, bahan terlarang, dan bahan yang tidak sesuai kategori slot tidak pernah masuk ke ruang pencarian *Menu Builder*. Lapis kedua, *soft constraint*, menilai kombinasi yang telah terbentuk menurut Persamaan (1): skor energi 1 dikurangi rasio selisih energi terhadap target slot (bobot 0,60), skor serat berupa rasio serat terhadap target serat slot dengan batas 1,0 (bobot 0,25), dan skor variasi yang memberi penalti pada bahan berulang (bobot 0,15). Kombinasi dengan skor total tertinggi dipilih. Fitur Ganti Menu hanya memperbarui slot terpilih dengan kombinasi yang berbeda, sedangkan Buat Ulang menyusun kembali kelima slot dengan penalti variasi.

Pada Sampel 1 (Eh 1.795,89 kkal, dihitung dari BBI), slot makan siang dengan target energi 538,77 kkal menunjukkan lima langkah porsi. Target slot adalah 80,82 g karbohidrat dan 20,20 g protein. Wortel kukus ditetapkan 150 g dan jambu biji 100 g, lalu kontribusi gizinya dikurangkan. Ikan mas pepes dihitung 117 g untuk menutup sisa protein, dan nasi jagung 53 g untuk menutup sisa karbohidrat, keduanya berada dalam batas porsi wajar. Energi kombinasi mencapai 539,5 kkal, selisih 0,73 kkal dari target dengan skor energi 0,9986.

Generative AI hanya dipanggil setelah menu dan gizinya ditetapkan. Google Gemini (gemini-3.5-flash-lite, dengan cadangan gemini-3.5-flash) mengembalikan JSON berisi penjelasan 2–3 kalimat dan image_prompt, dengan instruksi yang melarang perubahan bahan pangan, nama obat, dosis insulin, klaim penyembuhan, dan resep dokter. Gambar dibangkitkan secara *on-demand* oleh flux-2-pro dengan prompt satu piring "Isi Piringku" serta pembatas agar nasi putih tidak muncul pada menu berbahan pokok non-beras. Status gambar dicatat sebagai pending, completed, atau failed, dan *placeholder* ditampilkan bila gagal. Apabila Gemini tidak terjangkau, templat deterministik menggantikan penjelasan.

Pembatasan peran ini relevan karena pemanfaatan model generatif untuk rekomendasi masih menghadapi tantangan (Wu et al., 2024). Antarmuka hasilnya ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2 Antarmuka purwarupa GlucoMenu: (a) profil pengguna, (b) kebutuhan gizi, (c) rekomendasi lima slot, dan (d) detail menu

Pemisahan ini membuat alasan suatu bahan diterima atau ditolak dapat ditelusuri ke aturan yang dipakai, sedangkan *Generative AI* berada pada lapisan penyajian sehingga keputusan menu tetap deterministik.

3.4. Pengujian Fungsional dan Akurasi Perhitungan

Seluruh 12 skenario *black box* pada perangkat fisik Android berstatus valid (12/12), sebagaimana diringkas pada Tabel 5. Pada skenario 5, hanya 152 dari 1.146 bahan yang masuk ruang kandidat dan tidak ditemukan bahan yang melanggar aturan penyaringan yang diimplementasikan.

Tabel 5 Ringkasan hasil pengujian *black box*

No	Fitur	Hasil Aktual	Status
1	Instalasi dan kompatibilitas	Terpasang, tanpa *force close*	Valid
2	Registrasi dan *login*	*Input* tidak valid ditolak (HTTP 400 dan 401), token JWT terbit untuk data benar	Valid
3	Profil kesehatan	Data valid tersimpan, nilai nol atau negatif diblokir	Valid
4	Perhitungan gizi	IMT, BBI, KEB, Eh, target makronutrien dan serat terhitung, batas minimal karbohidrat 130 g aktif	Valid
5	*Hard constraint*	152 bahan lolos	Valid
6	Generate rekomendasi	Lima slot tersusun, energi slot utama dalam toleransi	Valid
7	Detail menu dan URT	Bahan, URT, gizi, penjelasan, dan gambar tampil	Valid
8	Ganti menu per slot	Hanya slot terpilih berubah	Valid
9	Buat ulang semua	Lima slot disusun ulang dengan penalti variasi	Valid
10	Simpan dan riwayat	Status *draft* menjadi saved dan tampil di riwayat	Valid
11	Integrasi *Generative AI*	*Online*: penjelasan dan gambar tampil, *offline*: templat dan *placeholder*, tanpa *crash*	Valid
12	Stabilitas dan pernyataan edukatif	Tanpa *overflow, disclaimer* tampil konsisten	Valid

Pengujian akurasi memakai lima profil sampel (Sampel 1–5) yang bervariasi dalam usia, jenis kelamin, dan kategori IMT. Seluruh parameter memiliki selisih 0,00 terhadap perhitungan manual (Tabel 6). Pembulatan hanya diterapkan pada antarmuka.

Tabel 6 Perbandingan perhitungan manual dan sistem

Parameter	Sampel 1	Sampel 2	Sampel 3	Sampel 4	Sampel 5	Selisih
IMT (kg/m²)	37,95 / 37,95	22,22 / 22,22	25,26 / 25,26	23,44 / 23,44	23,92 / 23,92	0,00
KEB (kkal)	1.197,26 / 1.197,26	1.155,50 / 1.155,50	1.411,90 / 1.411,90	1.244,50 / 1.244,50	1.195,14 / 1.195,14	0,00
Eh (kkal)	1.795,89 / 1.795,89	1.733,25 / 1.733,25	2.117,85 / 2.117,85	1.866,75 / 1.866,75	1.792,71 / 1.792,71	0,00
Karbohidrat (g)	269,38 / 269,38	259,99 / 259,99	317,68 / 317,68	280,01 / 280,01	268,91 / 268,91	0,00

Parameter	Sampel 1	Sampel 2	Sampel 3	Sampel 4	Sampel 5	Selisih
Protein (g)	67,35 / 67,35	65,00 / 65,00	79,42 / 79,42	70,00 / 70,00	67,23 / 67,23	0,00
Lemak (g)	49,89 / 49,89	48,15 / 48,15	58,83 / 58,83	51,85 / 51,85	49,80 / 49,80	0,00
Serat (g)	25,14 / 25,14	24,27 / 24,27	29,65 / 29,65	26,13 / 26,13	25,10 / 25,10	0,00

Hasil ini memverifikasi bahwa implementasi sesuai dengan rumus, bukan bahwa rumus tersebut tepat bagi setiap individu, karena kebutuhan gizi bersifat individual (Davies et al., 2022; Evert et al., 2019). Kelima sampel seluruhnya berfaktor aktivitas sedang (1,5), sehingga faktor 1,3 dan 1,7 belum diuji. Agregasi gizi per slot diuji pada Sampel 1 (Tabel 7).

Tabel 7 Akurasi agregasi gizi per slot pada Sampel 1

Slot (Target Energi)	Manual (kkal)	Tercatat (kkal)	Deviasi
Sarapan (±359)	360,8	361,0	0,2 kkal (0,06%)
Camilan pagi (±180)	56,0	56,0	0,0 kkal
Makan siang (±539)	538,2	539,5	1,3 kkal (0,24%)
Camilan sore (±269)	36,0	36,0	0,0 kkal
Makan malam (±449)	448,4	448,4	0,0 kkal
Total harian	1.439,4	1.440,9	1,5 kkal (0,10%)

Deviasi 0,0-1,3 kkal per slot dan 0,10% secara total berasal dari pembulatan satu desimal pada nilai kandungan gizi bahan, bukan dari kesalahan logika agregasi. Selisih terbesar muncul pada slot makan siang (1,3 kkal atau 0,24%), sedangkan total serat harian 32,4 g tetap berada dalam rentang anjuran PNPK 20-35 g per hari.

3.5. Validasi ahli dan Penerimaan Pengguna

Validator memberi skor total 43 dari 55 (rata-rata 3,91; 78,18%) dengan keputusan “layak digunakan dengan revisi sesuai saran”. Rata-rata per aspek disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8 Hasil validasi ahli per aspek

Aspek	Skor Butir	Rata-rata
Kesesuaian aturan pembatasan pangan	4, 4, 2	3,33
Kewajaran slot makan dan porsi	5, 4, 4	4,33
Kejelasan penyajian informasi	4, 4, 4	4,00
Kejelasan pernyataan edukatif	4, 4	4,00
Total	43 dari 55	3,91

Aspek kewajaran slot makan dan porsi memperoleh rata-rata tertinggi (4,33), sedangkan aspek kesesuaian aturan pembatasan pangan terendah (3,33) karena satu butir bernilai 2 (tidak sesuai): beberapa bahan TKPI dinilai kurang lazim atau seharusnya dibatasi tetapi masih muncul pada rekomendasi. Peneliti menyempurnakan tag_filter dan penapisan kandidat aktif

agar hanya bahan yang aman dan umum ditemui yang lolos. Validator juga menyarankan agar pasien dapat menentukan makanan kesukaan, makanan yang kurang disukai, dan alergi. Masukan ini sejalan dengan penelitian terdahulu yang menjadikan preferensi makanan pengguna sebagai dasar rekomendasi (Amiri et al., 2023; Yang et al., 2017). Temuan butir bernilai 2 menunjukkan bahwa pelabelan berbasis kata kunci belum sepenuhnya menangkap kelaziman pangan di lapangan, sehingga penyaringan kelayakan perlu ditinjau berkala oleh tenaga kesehatan. Butir lainnya seluruhnya bernilai 4 atau 5, yang menandakan penilaian positif terhadap pembagian slot, porsi, penyajian informasi, dan pernyataan edukatif.

Uji kebergunaan pada lima responden pengguna umum menghasilkan skor SUS 80–95 dengan rata-rata 87,00 (Tabel 9). Skor tersebut melampaui ambang 68 (*Acceptable*; Lewis, 2018), berada pada Grade A (>80,3), dan berkategori Excellent, dengan rentang antarresponden yang sempit (80,0–95,0). Responden menilai positif navigasi yang ringkas dan penyajian URT dengan ilustrasi satu piring, serta mencatat waktu tunggu beberapa detik saat gambar pertama dibangkitkan, yang ditangani melalui pemuatan *on-demand* dan indikator status.

Tabel 9 Hasil System Usability Scale

Responden	Jumlah Konversi	Skor SUS
R1	38	95,0
R2	36	90,0
R3	32	80,0
R4	36	90,0
R5	32	80,0
Rata-rata	**34,8**	**87,00**

3.6. Pembahasan

Hasil penelitian menjawab celah pada bagian Pendahuluan: TKPI, PNPK, *Constraint-Based Filtering*, dan *Menu Builder* yang terpisah dapat digabungkan dalam satu purwarupa yang berjalan pada perangkat fisik, dengan *Generative AI* terbatas pada penjelasan dan ilustrasi. Bukti yang tersedia menyangkut kelayakan teknis, kesesuaian perhitungan, hasil validasi ahli oleh tenaga keperawatan, dan kebergunaan, bukan efektivitas klinis. Hal ini sejalan dengan tinjauan lingkup terkini yang menemukan bahwa belum ada studi yang menelaah dampak sistem rekomendasi diet terhadap perilaku makan pengguna dari waktu ke waktu (Dong et al., 2026).

Dibandingkan penelitian terdahulu, pendekatan ini berbeda dalam sumber keputusan. Ammar et al. (2021) berfokus pada manajemen diabetes secara umum, sedangkan GlucoMenu menyusun menu harian dari kandungan gizi pangan lokal. Amiri et al. (2023) dan Stefanidis et al. (2022) menerapkan *constraint* melalui basis pengetahuan berbasis ontologi dan aturan, sedangkan di sini *constraint* ditanamkan pada label basis data dan kueri sehingga mudah ditelusuri. Yang et al. (2017) mempelajari preferensi makanan dari perbandingan gambar, sehingga rekomendasinya mengikuti selera pengguna, sedangkan di sini pembatasan bersumber dari pedoman dan seragam bagi semua pengguna. Selisih 0,00 pada penelitian ini hanya memeriksa kesesuaian implementasi dengan rumus sehingga tidak sebanding dengan metrik akurasi model pembelajaran mesin atas data historis. Berbeda dari Yang et al. (2024), yang menjadikan LLM bagian utama rekomendasi, *Generative AI* di sini dibatasi instruksi dan memiliki cadangan templat. Pembagian peran ini sejalan dengan penekanan Cai et al. (2022) pada keamanan dan validitas informasi dalam sistem rekomendasi kesehatan.

Pendekatan *constraint* juga memiliki konsekuensi desain. Pemisahan *hard constraint* dan *soft constraint* menjaga kelayakan dasar sekaligus memberi ruang pemeringkatan, dan *Menu Builder* mengubah daftar bahan yang layak menjadi menu per slot yang siap diterapkan (Amiri et al., 2023). Namun, *constraint* yang ketat mempersempit kandidat menjadi 152 bahan, dan hasil validasi ahli menunjukkan bahwa kelayakan yang ditentukan aturan statis masih perlu dikoreksi oleh pengetahuan praktik. Aplikasi *mobile* kesehatan dinilai mendukung manajemen penyakit apabila dirancang sesuai kebutuhan pengguna (Cheah et al., 2024), sehingga masukan validator dan responden menjadi bahan perbaikan berikutnya.

Bagi layanan digital kesehatan, temuan ini menunjukkan tiga hal. Pertama, data pangan lokal menjadi aset layanan setelah diberi kategori dan penanda pedoman. Kedua, pemisahan logika keputusan dari lapisan penyajian beserta mekanisme cadangan menjaga layanan tetap berjalan saat layanan AI eksternal terganggu. Ketiga, penyajian URT menunjukkan bahwa penerimaan pengguna awam bergantung pada bahasa porsi yang akrab, selain pada ketepatan hitung.

Keterbatasan penelitian perlu dinyatakan secara terbuka. Pertama, aturan pantangan bersifat statis dan seragam sehingga belum ada preferensi maupun alergi individu, sebagaimana disarankan validator. Kedua, pada Sampel 1 total energi harian aktual sekitar 1.440,9 kkal terhadap target 1.795,89 kkal karena slot camilan memakai buah segar berkalori rendah dengan porsi tetap. Ketiga, lemak tidak diskalakan secara eksplisit melainkan mengikuti kandungan bahan terpilih. Keempat, sistem belum mencakup komplikasi maupun interaksi obat dengan makanan, sehingga rekomendasi tetap bersifat edukatif dan tidak menggantikan dokter atau ahli gizi.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mencapai tujuannya, yaitu merancang dan mengembangkan GlucoMenu, purwarupa aplikasi *mobile* rekomendasi menu makanan harian bagi penderita DMT2 dewasa berbasis TKPI dan pedoman Kementerian Kesehatan RI. Data TKPI sebanyak 1.146 baris diolah menjadi 603 bahan lengkap, dengan 451 bahan dibatasi dan 152 bahan menjadi kandidat aktif. *Constraint-Based Filtering* memisahkan *hard constraint* dan *soft constraint*, *Menu Builder* menyusun lima slot makan dengan penentuan porsi lima langkah, dan *Generative AI* dibatasi pada penjelasan serta ilustrasi. Evaluasi menunjukkan 12 dari 12 skenario *black box* valid dengan pelanggaran aturan pembatasan 0, selisih perhitungan 0,00 pada lima sampel, deviasi agregasi gizi 0,10%, rata-rata validasi ahli 3,91 dari 5 (78,18%), dan skor SUS 87,00. Hasil ini menunjukkan kelayakan teknis dan penerimaan pengguna pada tahap purwarupa, bukan efektivitas klinis. Temuan ini menegaskan bahwa pemisahan logika keputusan dari lapisan penyajian, serta penyajian porsi dalam Ukuran Rumah Tangga, menjadi dasar yang dapat dikembangkan untuk layanan digital kesehatan berbasis data pangan lokal. Keterbatasan penelitian meliputi aturan pantangan yang statis tanpa preferensi dan alergi individu, total energi harian Sampel 1 sekitar 1.440,9 kkal terhadap target 1.795,89 kkal akibat camilan buah berkalori rendah, lemak yang tidak diskalakan secara eksplisit, serta belum tercakupnya komplikasi dan interaksi obat. Penelitian lanjutan disarankan menambahkan preferensi dan alergi dinamis, mengoptimalkan porsi dengan pendekatan multi-objektif seperti Linear Programming atau Goal Programming, memperluas aturan untuk komplikasi, dan menguji sistem pada penderita DMT2. Sistem tetap bersifat edukatif dan tidak menggantikan dokter atau ahli gizi.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Ibu Yulia Fatmi S.Kom M.Kom., selaku pembimbing yang telah memberikan arahan teknis, kritik konstruktif, serta bimbingan yang sangat berharga selama proses penelitian ini. Penulis juga berterima kasih kepada tenaga keperawatan di sebuah rumah sakit di Padang yang bersedia diwawancarai dan memberikan validasi terhadap purwarupa GlucoMenu, serta kepada para responden yang telah meluangkan waktu mencoba aplikasi dan mengisi kuesioner kebergunaan. Ucapan terima kasih disampaikan pula kepada Program Studi Informatika, Departemen Teknik Elektronika, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Padang, atas dukungan akademik yang diberikan. Terakhir, penulis berterima kasih kepada keluarga dan rekan-rekan yang memberikan dukungan selama penelitian ini berlangsung.

6. CATATAN PENULIS

Penulis dengan ini mendeklarasikan bahwa tidak terdapat konflik kepentingan (*conflict of interest*) baik secara intelektual maupun finansial dalam publikasi naskah ini. Artikel ini disusun secara murni dari hasil penelitian orisinal (*original research*) dan tidak melanggar kode etik plagiarisme. Seluruh sitasi dan rujukan terhadap literatur pihak ketiga telah dicantumkan secara transparan di dalam badan teks dan daftar pustaka.

7. REFERENSI

Amiri, M., Li, J., & Hasan, W. (2023). Personalized Flexible Meal Planning for Individuals With Diet-Related Health Concerns: System Design and Feasibility Validation Study. *JMIR Formative Research*, *7*, e46434. https://doi.org/10.2196/46434

Ammar, N., Bailey, J. E., Davis, R. L., & Shaban-Nejad, A. (2021). Using a Personal Health Library–Enabled mHealth Recommender System for Self-Management of Diabetes Among Underserved Populations: Use Case for Knowledge Graphs and Linked Data. *JMIR Formative Research, 5(3), e24738*. https://doi.org/10.2196/24738

Cai, Y., Yu, F., Kumar, M., Gladney, R., & Mostafa, J. (2022). Health Recommender Systems Development, Usage, and Evaluation from 2010 to 2022: A Scoping Review. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 19(22), 15115*. https://doi.org/10.3390/ijerph192215115

Cheah, K. J., Abdul Manaf, Z., Fitri Mat Ludin, A., Razalli, N. H., Mohd Mokhtar, N., & Md Ali, S. H. (2024). Mobile Apps for Common Noncommunicable Disease Management: Systematic Search in App Stores and Evaluation Using the Mobile App Rating Scale. *JMIR mHealth and uHealth, 12, e49055*. https://doi.org/10.2196/49055

Davies, M. J., Aroda, V. R., Collins, B. S., Gabbay, R. A., Green, J., Maruthur, N. M., Rosas, S. E., Del Prato, S., Mathieu, C., Mingrone, G., Rossing, P., Tankova, T., Tsapas, A., & Buse, J. B. (2022). Management of Hyperglycemia in Type 2 Diabetes, 2022. A Consensus Report by the American Diabetes Association (ADA) and the European Association for the Study of Diabetes (EASD). *Diabetes Care, 45(11)*, 2753–2786. https://doi.org/10.2337/dci22-0034

Dong, X., Yun, B., Pakarinen, A., Zheng, Z., Niu, H., Jin, T., Yuan, C., & Wang, J. (2026). Diet-Related Health Recommender Systems for Patients With Chronic Health Conditions:

Scoping Review. *Journal of Medical Internet Research, 28, e77726*. https://doi.org/10.2196/77726

ElSayed, N. A., Aleppo, G., Bannuru, R. R., Beverly, E. A., Bruemmer, D., Collins, B. S., Cusi, K., Darville, A., Das, S. R., Ekhlaspour, L., Fleming, T. K., Gaglia, J. L., Galindo, R. J., Gibbons, C. H., Giurini, J. M., Hassanein, M., Hilliard, M. E., Johnson, E. L., Khunti, K., … Gabbay, R. A. (2024). Introduction and Methodology: Standards of Care in Diabetes—2024. *Diabetes Care, 47*(Supplement_1), S1–S4. https://doi.org/10.2337/dc24-SINT

Evert, A. B., Dennison, M., Gardner, C. D., Garvey, W. T., Lau, K. H. K., MacLeod, J., Mitri, J., Pereira, R. F., Rawlings, K., Robinson, S., Saslow, L., Uelmen, S., Urbanski, P. B., & Yancy, W. S. (2019). Nutrition Therapy for Adults With Diabetes or Prediabetes: A Consensus Report. *Diabetes Care, 42(5)*, 731–754. https://doi.org/10.2337/dci19-0014

Forouhi, N. G. (2023). Embracing complexity: making sense of diet, nutrition, obesity and type 2 diabetes. *Diabetologia, 66(5)*, 786–799. https://doi.org/10.1007/s00125-023-05873-z

Galicia-Garcia, U., Benito-Vicente, A., Jebari, S., Larrea-Sebal, A., Siddiqi, H., Uribe, K. B., Ostolaza, H., & Martín, C. (2020). Pathophysiology of Type 2 Diabetes Mellitus. *International Journal of Molecular Sciences, 21(17)*, 6275. https://doi.org/10.3390/ijms21176275

Garavand, A., Ameri, F., Salehi, F., Talebi, A. H., Karbasi, Z., & Sabahi, A. (2024). A Systematic Review of Health Management Mobile Applications in COVID-19 Pandemic: Features, Advantages, and Disadvantages. *BioMed Research International, 2024,* 1–11. https://doi.org/10.1155/2024/8814869

Giebel, G. D., Speckemeier, C., Schrader, N. F., Abels, C., Plescher, F., Hillerich, V., Wiedemann, D., Börchers, K., Wasem, J., Blase, N., & Neusser, S. (2024). Quality assessment of mHealth apps: a scoping review. *Frontiers in Health Services, 4.* https://doi.org/10.3389/frhs.2024.1372871

Kowald, D., Yang, D., & Lacic, E. (2024). Editorial: Reviews in recommender systems: 2022. *Frontiers in Big Data, 7*. https://doi.org/10.3389/fdata.2024.1384460

Lewis, J. R. (2018). The System Usability Scale: Past, Present, and Future. International *Journal of Human–Computer Interaction, 34(7)*, 577–590. https://doi.org/10.1080/10447318.2018.1455307

Maaß, L., Freye, M., Pan, C.-C., Dassow, H.-H., Niess, J., & Jahnel, T. (2022). The Definitions of Health Apps and Medical Apps From the Perspective of Public Health and Law: Qualitative Analysis of an Interdisciplinary Literature Overview. *JMIR mHealth and uHealth, 10(10), e37980*. https://doi.org/10.2196/37980

Minari, T. P., Tácito, L. H. B., Yugar, L. B. T., Ferreira-Melo, S. E., Manzano, C. F., Pires, A. C., Moreno, H., Vilela-Martin, J. F., Cosenso-Martin, L. N., & Yugar-Toledo, J. C. (2023). Nutritional Strategies for the Management of Type 2 Diabetes Mellitus: A Narrative Review. *Nutrients, 15(24)*, 5096. https://doi.org/10.3390/nu15245096

Sengar, S. S., Hasan, A. Bin, Kumar, S., & Carroll, F. (2024). Generative artificial intelligence: a systematic review and applications. *Multimedia Tools and Applications, 84(21)*, 23661–23700. https://doi.org/10.1007/s11042-024-20016-1

Stefanidis, K., Tsatsou, D., Konstantinidis, D., Gymnopoulos, L., Daras, P., Wilson-Barnes, S., Hart, K., Cornelissen, V., Decorte, E., Lalama, E., Pfeiffer, A., Hassapidou, M., Pagkalos, I., Argiriou, A., Rouskas, K., Hadjidimitriou, S., Charisis, V., Balula Dias, S., Alves Diniz, J., ... Dimitropoulos, K. (2022). PROTEIN AI Advisor: A Knowledge-Based Recommendation Framework Using Expert-Validated Meals for Healthy Diets. *Nutrients, 14(20)*, 4435. https://doi.org/10.3390/nu14204435

Tang, A. K. Y. (2019). A systematic literature review and analysis on mobile apps in m-commerce: Implications for future research. *Electronic Commerce Research and Applications, 37*, 100885. https://doi.org/10.1016/j.elerap.2019.100885

Wu, L., Zheng, Z., Qiu, Z., Wang, H., Gu, H., Shen, T., Qin, C., Zhu, C., Zhu, H., Liu, Q., Xiong, H., & Chen, E. (2024). A Survey on Large Language Models for Recommendation. *World Wide Web, 27(5)*, 60. https://doi.org/10.1007/s11280-024-01291-2

Yang, L., Hsieh, C.-K., Yang, H., Pollak, J. P., Dell, N., Belongie, S., Cole, C., & Estrin, D. (2017). Yum-me: A Personalized Nutrient-Based Meal Recommender System. *ACM Transactions on Information Systems, 36(1)*, 1–31. https://doi.org/10.1145/3072614

Yang, Z., Khatibi, E., Nagesh, N., Abbasian, M., Azimi, I., Jain, R., & Rahmani, A. M. (2024). ChatDiet: Empowering Personalized Nutrition-Oriented Food Recommender Chatbots Through an LLM-Augmented Framework. *Smart Health, 32*, 100465. https://doi.org/10.1016/j.smhl.2024.100465

Yera, R., Alzahrani, A. A., Martínez, L., & Rodríguez, R. M. (2023). A Systematic Review on Food Recommender Systems for Diabetic Patients. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 20(5)*, 4248. https://doi.org/10.3390/ijerph20054248