

Implementasi Sistem Pakar *Smart Budgeting Assistant* Berbasis *Forward* dan *Backward Chaining* untuk Rekomendasi Keuangan Pribadi

Betrand Daffarel¹, Eka Lidya Rahmadini², Revalina Adelia³, dan Ninuk Wiliani^{4*}

^{1,2,3,4}Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Pancasila, Jakarta

Abstrak. Di era ketika pengambilan keputusan finansial personal menuntut ketelitian, kesadaran, dan kecepatan, banyak individu masih bertumpu pada intuisi tanpa dukungan sistematis, sehingga berpotensi menimbulkan ketidakefisienan dalam pengelolaan anggaran. Menjawab permasalahan tersebut, penelitian ini memperkenalkan *Smart Budgeting Assistant*, sebuah sistem pakar berbasis aturan yang dirancang untuk memberikan rekomendasi keuangan personal melalui mekanisme inferensi *forward chaining* dan *backward chaining*. Sistem memanfaatkan *rule-based agent* dengan pengetahuan domain yang terstruktur untuk menganalisis input kuantitatif, seperti pendapatan, pengeluaran, dan alokasi keuangan, kemudian menghasilkan rekomendasi yang sesuai dengan kondisi pengguna. *Forward chaining* digunakan untuk menurunkan rekomendasi berdasarkan fakta keuangan aktual, sementara *backward chaining* berperan dalam memverifikasi kelayakan rekomendasi tersebut terhadap tujuan finansial yang ditetapkan. Evaluasi difokuskan pada validasi fungsional sistem dan konsistensi logika inferensi, termasuk kesesuaian aktivasi aturan dan keberhasilan verifikasi kesimpulan, bukan pada perbandingan langsung dengan keputusan pakar manusia. Hasil pengujian berbasis skenario menunjukkan bahwa sistem mampu menghasilkan rekomendasi yang konsisten secara logis dan selaras dengan prinsip pengelolaan keuangan personal yang diakui secara luas. Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan dan implementasi sistem pakar keuangan personal yang transparan, deterministik, dan dapat ditelusuri proses inferensinya.

Kata kunci—*Smart Budgeting Assistant, Sistem Pakar, Forward Chaining, Backward Chaining, Rule-Based Agent*

1. PENDAHULUAN

Stabilitas ekonomi masyarakat modern tidak hanya bergantung pada tingkat pendapatan, tetapi juga pada kecakapan individu dalam mengelola keuangan secara terarah dan adaptif. Di tengah era disrupsi digital dan melimpahnya layanan finansial daring, masyarakat Indonesia masih menghadapi tantangan literasi keuangan yang signifikan. Berdasarkan hasil Survei Nasional Literasi dan Inklusi Keuangan (SNLIK) 2022 yang dikutip dalam berbagai studi akademik, tingkat literasi keuangan nasional tercatat sebesar 49,68%, sedangkan tingkat inklusi keuangan telah mencapai 85,10% [1]. Ketimpangan ini menunjukkan bahwa meskipun akses terhadap layanan keuangan meningkat, tingkat pemahaman konseptual dalam pengelolaan keuangan yang bijak masih rendah [2]. Akibatnya, banyak individu kesulitan dalam menyusun anggaran, membatasi konsumsi, dan mengambil keputusan investasi atau tabungan yang sehat. Fenomena ini mengindikasikan urgensi pengembangan solusi yang tidak hanya bersifat edukatif, tetapi juga preskriptif, memberikan saran otomatis secara kontekstual dan *real-time*.

Sistem pakar, sebagai cabang dari kecerdasan buatan, menawarkan solusi sistematis terhadap masalah tersebut. Sistem ini meniru proses berpikir manusia melalui basis pengetahuan dan aturan inferensi [3]. Metode *forward chaining*, yang menelusuri data ke kesimpulan, efektif untuk kondisi berbasis input aktual, sedangkan *backward chaining* menelusuri kesimpulan ke fakta pendukung. Integrasi kedua metode ini membentuk *dual reasoning mechanism* yang memungkinkan sistem bekerja fleksibel secara *top-down* maupun *bottom-up*, meningkatkan keterlacakan hasil rekomendasi [4]. Dalam penelitian ini, istilah pakar tidak merujuk pada satu

* Corresponded Author : ninuk.wiliani@univpancasila.ac.id

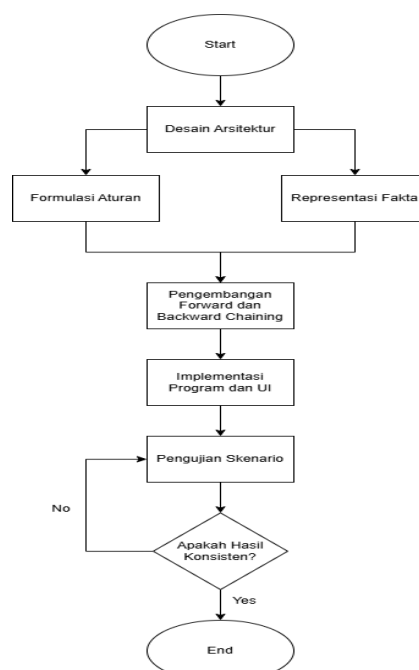
individu profesional tertentu, melainkan pada kumpulan pengetahuan manajemen keuangan yang telah tervalidasi secara luas melalui literatur ilmiah, prinsip *financial planning* umum, dan praktik *budgeting* standar.

Kesenjangan alat bantu digital dalam pengelolaan keuangan di Indonesia turut memperparah persoalan tersebut. Metode konvensional seperti pencatatan manual atau aplikasi statis kerap gagal menangkap dinamika perilaku finansial yang kompleks [5]. Pemerintah melalui OJK dan PPATK telah menginisiasi berbagai kebijakan digitalisasi pelaporan keuangan dan peningkatan inklusi teknologi finansial [6]. Namun, belum terdapat pendekatan sistem pakar berbasis *dual-inference* yang ditujukan untuk pengguna individu dengan latar belakang ekonomi yang beragam. Studi terdahulu menunjukkan penerapan sistem pakar dalam domain investasi [7], profil risiko pengguna [8], hingga deteksi transaksi mencurigakan [9][10]. Ada pula penelitian yang mengembangkan sistem rekomendasi *budgeting* dengan metode 50/30/20 [11] serta prototipe sistem informasi keuangan personal berbasis pendekatan *Rapid Application Development* [12]. Kendati demikian, belum ditemukan pendekatan komprehensif yang mengintegrasikan *forward* dan *backward chaining* secara simultan dalam pengembangan asisten keuangan digital yang bersifat adaptif dan kontekstual.

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan *Smart Budgeting Assistant*, sebuah sistem pakar berbasis kombinasi metode *forward chaining* dan *backward chaining* yang berfungsi memberikan rekomendasi keuangan personal berbasis aturan. Sistem dirancang untuk mengenali pola pengeluaran pengguna, memeriksa kesesuaian alokasi keuangan terhadap prinsip *budgeting* yang diakui secara luas, seperti rasio 50–30–20, serta menghasilkan arahan keuangan berdasarkan prioritas dan tujuan yang didefinisikan pengguna. Cakupan penelitian meliputi: (1) perancangan arsitektur sistem pakar, (2) pembangunan basis pengetahuan dan *rule-based engine* yang disusun dari kaidah manajemen keuangan personal, dan (3) pengujian fungsionalitas serta konsistensi inferensi sistem melalui studi kasus pengguna dari berbagai segmen ekonomi [13][14][15]. Dengan pendekatan ini, penelitian diharapkan berkontribusi pada pengembangan dan implementasi sistem pakar di domain keuangan personal sebagai alat bantu pengelolaan keuangan berbasis teknologi cerdas.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan pendekatan sistem pakar berbasis aturan (*rule-based expert system*) yang dirancang untuk melakukan penalaran logis dan sistematis terhadap kondisi keuangan personal pengguna melalui integrasi metode *dual chaining*, yaitu *forward chaining* (dari data ke kesimpulan) dan *backward chaining* (dari tujuan ke fakta). Pendekatan ini bertujuan membangun sistem cerdas yang tidak hanya menghasilkan rekomendasi secara otomatis, tetapi juga mampu menjelaskan dasar pengambilan keputusan secara transparan. Kombinasi dua arah inferensi ini memberikan fleksibilitas, presisi, dan keandalan dalam menghadapi skenario keuangan yang kompleks.



Gambar 1 Flowchart implementasi Smart Budgeting Assistant.

Seluruh proses pengembangan dilakukan secara bertahap melalui lima komponen utama yang saling terintegrasi. Alur tersebut ditampilkan pada Gambar 1, dimulai dari perancangan arsitektur sistem, penyusunan representasi fakta dan aturan, pengembangan mesin inferensi, hingga implementasi antarmuka pengguna. Sistem kemudian diuji melalui skenario simulasi untuk memastikan konsistensi hasil inferensi. Bila ditemukan ketidaksesuaian, proses iterasi dilakukan melalui penyempurnaan aturan dan logika penalaran. Rangkaian ini mencerminkan pendekatan pengembangan berbasis *agile iteration* yang adaptif terhadap dinamika data dan umpan balik pengguna selama proses validasi.

A. Desain Arsitektur Sistem Pakar

Sistem pakar dikembangkan dengan struktur modular yang mencakup tiga komponen utama, yaitu: (1) basis pengetahuan, yang menyimpan aturan simbolik dan fakta keuangan pengguna; (2) mesin inferensi, yang melakukan penalaran logis menggunakan metode *forward* dan *backward chaining* secara terintegrasi; serta (3) antarmuka pengguna berbasis Streamlit, yang memungkinkan interaksi langsung melalui input numerik dan visualisasi reasoning secara interaktif. Dalam sistem ini, peran kepakaran direpresentasikan sepenuhnya pada tahap perumusan aturan (*rule-based knowledge*). Sistem tidak menggunakan pembelajaran dari data atau penyesuaian berbasis *feedback* pakar, sehingga kepakaran bersifat statis dan deterministik.

B. Formulasi Aturan dan Representasi Fakta

Basis pengetahuan dibangun menggunakan sepuluh aturan logis (R1–R10) yang dirumuskan melalui sintesis literatur akademik dan prinsip manajemen keuangan personal yang telah diakui secara luas sebagai praktik baku (*best practice*). Prinsip-prinsip tersebut menjadi dasar perumusan aturan dalam sistem, sehingga setiap rekomendasi yang dihasilkan merepresentasikan kodifikasi pengetahuan keuangan yang bersifat normatif dan umum, bukan pengalaman subjektif individu. Setiap aturan diformulasikan menggunakan logika proposisional dengan operator AND, sehingga premis berupa kondisi keuangan pengguna terhubung secara konsisten dengan rekomendasi yang dihasilkan. Pendekatan ini memastikan bahwa setiap *output* sistem merupakan hasil relasi logis yang dapat dilacak dan dipertanggungjawabkan. Tabel 1 menyajikan struktur lengkap aturan, yang memperlihatkan keterkaitan eksplisit antara kondisi pengguna dan rekomendasi sistem.

Tabel 1 Daftar aturan sistem pakar (knowledge base rules).

Kode	Premis	Konklusi
R1	high income $\wedge$ low expense	rekomendasi investasi agresif
R2	medium income $\wedge$ high expense	rekomendasi tabungan stabil
R3	low income $\wedge$ very high expense	rekomendasi pangkas biaya
R4	large remaining	saran tambahan alokasi
R5	small remaining	peringatan sisa kecil
R6	low investment allocation	saran tambah investasi
R7	low saving allocation	saran tambah tabungan
R8	low emergency allocation	saran tambah dana darurat
R9	very high expense	peringatan kurangi pengeluaran
R10	low expense $\wedge$ medium income	rekomendasi moderat

Tabel 1 menunjukkan, misalnya, bahwa aturan R1 mengaitkan kondisi *high_income* dan *low_expense* dengan rekomendasi investasi agresif. Relasi seperti ini memastikan bahwa sistem hanya mengeluarkan saran jika seluruh premis terpenuhi secara logis dan terverifikasi.

Fakta-fakta dalam sistem berasal dari hasil klasifikasi input numerik pengguna, meliputi pendapatan, pengeluaran, serta rasio alokasi untuk tabungan, investasi, dan dana darurat. Nilai-nilai tersebut dikonversi ke dalam simbol logis, seperti *medium_income* atau *very_high_expense*, yang dikenali oleh mesin inferensi dalam proses pencocokkan aturan. Tabel 2 menyajikan pemetaan lengkap antara kriteria input dan simbol logis yang digunakan sebagai dasar reasoning dalam sistem pakar ini.

Tabel 2 Representasi fakta berdasarkan input pengguna

Kode	Kriteria Faktual	Deskripsi Simbolik
F1	Pendapatan $>$ Rp15.000.000	high income
F2	Rp6.000.000 $<$ Pendapatan $\leq$ Rp15.000.000	medium income
F3	Pendapatan $\leq$ Rp6.000.000	low income
F4	Pengeluaran $>$ 70% dari pendapatan	very high expense
F5	Pengeluaran antara 50-70% dari pendapatan	high expense
F6	Pengeluaran $<$ 30% dari pendapatan	low expense
F7	Sisa dana $\geq$ 20% dari pendapatan	large remaining
F8	Sisa dana $<$ 5% dari pendapatan	small remaining
F9	Alokasi investasi $<$ 50%	low investment allocation
F10	Alokasi tabungan $<$ 30% atau dana darurat $<$ 20%	low_saving_allocation / low_emergency_allocation

C. Mekanisme Inferensi Dual Chaining

Proses penalaran dalam sistem ini mengintegrasikan dua pendekatan inferensi, yaitu *forward* dan *backward chaining*, yang bekerja secara saling melengkapi. *Forward chaining* dimulai dari kumpulan fakta awal hasil klasifikasi input pengguna. Sistem secara proaktif menelusuri aturan yang premisnya terpenuhi, lalu menyimpulkan rekomendasi yang relevan dan menyimpannya sebagai fakta baru. Pendekatan ini memungkinkan sistem merespons kondisi keuangan aktual secara dinamis.

Sebaliknya, *backward chaining* bekerja secara reaktif dengan memulai dari suatu tujuan atau rekomendasi tertentu. Sistem akan memverifikasi apakah kesimpulan tersebut dapat dibuktikan dari fakta yang tersedia, dengan menelusuri aturan yang memiliki konklusi sesuai. Integrasi kedua metode ini membentuk mekanisme inferensi dua arah yang presisi, transparan, dan dapat ditelusuri jejak logikanya, sehingga setiap keputusan sistem memiliki dasar yang dapat dipertanggungjawabkan secara simbolik.

D. Implementasi Sistem dan Visualisasi Algoritmik

Sistem pakar ini diimplementasikan menggunakan bahasa Python, sedangkan antarmuka visual dikembangkan dengan Streamlit agar pengguna dapat berinteraksi secara intuitif dan responsif. Dalam modul reasoning, terdapat tiga fungsi algoritmik utama yang menjadi inti dari proses inferensi, yaitu *forward_chaining()*, *backward_chaining*, dan *index_rules_by_conclusion()*. Masing-masing fungsi menangani aspek logika tertentu dan saling melengkapi untuk membentuk proses reasoning yang efisien dan terstruktur. Untuk memperjelas alur kerja ketiganya, berikut disajikan representasi algoritmik dari masing-masing fungsi:

Tabel 3 Algoritma *forward_chaining()*.

Algorithm 1: Forward Chaining

Input: Set of initial facts F , set of rules R

Output: Updated set of facts

```

1 Convert  $F$  to a set;
2 changed  $\leftarrow$  True;
3 while changed do
4 changed  $\leftarrow$  False;
5 foreach (premise, conclusion) in  $R$  do
6 if premise  $\subseteq F$  and conclusion not  $\in F$  then
7 Add conclusion to  $F$ ;
8 changed  $\leftarrow$  True;
9 return  $F$ ;
```

Fungsi *forward_chaining()* memungkinkan sistem membangun pengetahuan baru berdasarkan fakta awal pengguna, sehingga rekomendasi dapat dihasilkan secara otomatis, logis, dan relevan.

Tabel 4 Algoritma index_rules_by_conclusion().

Algorithm2: IndexRulesbyConclusion

Input: Set of rules R
Output: Index structure I mapping conclusions to their premises

```

1 Initialize empty index  $I$ ;
2 foreach ( $premise, conclusion$ ) in  $R$  do
3 if  $conclusion$  not in  $I$  then
4 Create empty list  $I[conclusion]$ ;

```

Tabel 4 Algoritma index_rules_by_conclusion().

Algorithm2: IndexRulesbyConclusion

```

5 Append premise to  $I[conclusion]$ ;

```

```

6 return  $I$ ;

```

Fungsi `index_rule_by_conclusion()` berperan penting dalam mempercepat proses *backward chaining*, dengan mengelompokkan aturan berdasarkan kesimpulannya. Ini menjaga efisiensi reasoning meskipun basis pengetahuan terus berkembang.

Tabel 5 Algoritma backward_chaining().

Algorithm 3: Backward Chaining

Input: Goal g , facts F , rule index I
Output: Boolean indicating whether goal is provable

```

1 Initialize visited set  $V \leftarrow \emptyset$ ;
2 Function BackwardChaining( $g$ )
3 if  $g \in F$  then
4 return True;
5 if  $g \in V$  then
6 return False;
7 Add  $g$  to  $V$ 
8 if  $g$  not in  $I$ 
9 return False;
10 foreach  $premise\_set$  in  $I[g]$  do
11 allOK  $\leftarrow$  True;
12 foreach  $p$  in  $premise\_set$  do
13 OK  $\leftarrow$  BackwardChaining( $p, F, I, visited, depth+1$ )
14 if OK = False then
15 allOK  $\leftarrow$  False;
16 break;
17 if allOK = True then
18 return True;
19 return False;

```

Fungsi `backward_chaining()` digunakan untuk memverifikasi validitas suatu rekomendasi dengan menelusuri premis yang mendasarinya. Proses ini memastikan bahwa setiap keputusan sistem didasarkan pada fakta-fakta yang sah dan terhubung secara logis melalui aturan yang tersedia.

E. Pengujian dan Validasi Skenario

Untuk memvalidasi fungsionalitas dan konsistensi logika sistem, pengujian dilakukan melalui tujuh skenario simulasi yang merepresentasikan variasi profil keuangan pengguna. Setiap skenario mengombinasikan kategori pendapatan dan pengeluaran, mulai dari tinggi–rendah, sedang–tinggi, hingga rendah–sangat tinggi. Pengujian ini tidak ditujukan untuk melakukan *performance benchmarking*, melainkan untuk memastikan bahwa setiap komponen sistem berfungsi sesuai dengan rancangan dan aturan yang telah ditetapkan. Evaluasi dilakukan berdasarkan empat aspek utama, yaitu:

1. Ketepatan pemetaan input numerik ke dalam representasi fakta simbolik sesuai dengan definisi aturan.
2. Konsistensi proses inferensi *forward chaining* dalam mengaktifkan aturan yang relevan berdasarkan fakta yang tersedia.

3. Keberhasilan proses *backward chaining* dalam memverifikasi kesimpulan melalui penelusuran premis logis.
4. Kesesuaian rekomendasi yang dihasilkan dengan prinsip pengelolaan keuangan personal yang diakui secara luas, seperti rasio 50/30/20 dan alokasi dana darurat minimal.

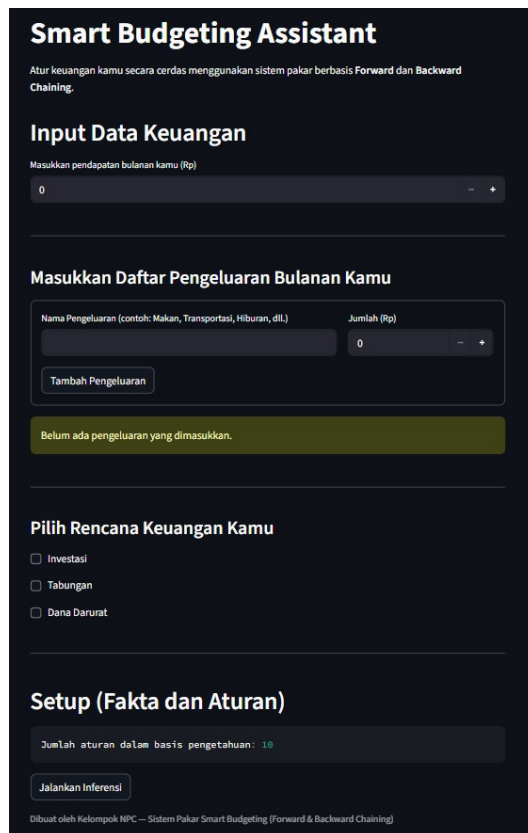
Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu menjalankan proses inferensi secara konsisten dan deterministik pada seluruh skenario uji, serta menghasilkan rekomendasi yang dapat ditelusuri dasar logikanya melalui aturan yang aktif.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan analisis menyeluruh terhadap kinerja sistem pakar *Smart Budgeting Assistant*, yang dikembangkan untuk menghasilkan rekomendasi keuangan berbasis aturan melalui pendekatan inferensi dua arah: *forward chaining* dan *backward chaining*. Pembahasan difokuskan pada alur penggunaan sistem, proses reasoning logis, serta validitas hasil rekomendasi yang dihasilkan. Setiap temuan dianalisis dengan merujuk pada struktur aturan dalam Tabel 1 dan representasi fakta simbolik pada Tabel 2, sebagaimana telah dijelaskan dalam bagian metode.

A. Proses Input dan Generasi Fakta Awal

Tahap awal dalam proses reasoning dimulai ketika pengguna mengisi data keuangan berupa pendapatan bulanan, rincian pengeluaran, serta tujuan finansial. Antarmuka sistem dirancang secara intuitif dan dibagi ke dalam beberapa segmen input, sehingga memudahkan pengguna dalam mengisi data secara sistematis. Sebagaimana ditampilkan pada Gambar 2, sistem berada dalam kondisi pasif saat belum menerima input. Hal ini mencerminkan bahwa sistem pakar bekerja secara reaktif, yakni baru melakukan proses inferensi apabila telah tersedia fakta simbolik yang dapat memicu mesin reasoning.

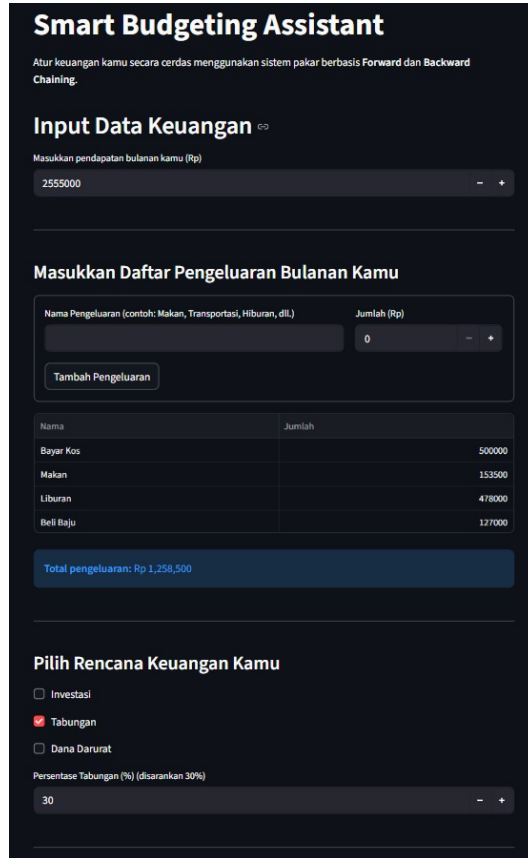


The screenshot displays the 'Smart Budgeting Assistant' web interface. At the top, it states the system's purpose: 'Atur keuangan kamu secara cerdas menggunakan sistem pakar berbasis Forward dan Backward Chaining.' The main section is titled 'Input Data Keuangan' and includes a text input for 'Masukkan pendapatan bulanan kamu (Rp)' with a value of '0'. Below this is a section for 'Masukkan Daftar Pengeluaran Bulanan Kamu', which has a table with columns for 'Nama Pengeluaran (contoh: Makan, Transportasi, Hiburan, dll.)' and 'Jumlah (Rp)'. The table currently shows a single row with '0' in the amount column. A 'Tambah Pengeluaran' button is located below the table. A green message box indicates 'Belum ada pengeluaran yang dimasukkan.' The next section, 'Pilih Rencana Keuangan Kamu', contains three radio button options: 'Investasi', 'Tabungan', and 'Dana Darurat'. The final section, 'Setup (Fakta dan Aturan)', has a text input for 'Jumlah aturan dalam basis pengetahuan' with a value of '10' and a 'Jalankan Inferensi' button. At the bottom, it credits 'Dibuat oleh Kelompok NPC – Sistem Pakar Smart Budgeting (Forward & Backward Chaining)'.

Gambar 2 Antarmuka sistem dalam kondisi tanpa input pengguna.

Setelah data dimasukkan, misalnya dengan pendapatan sebesar Rp25.550.000 dan pengeluaran yang meliputi biaya kos, konsumsi, hiburan, dan pembelian pakaian, sistem menghitung total pengeluaran secara otomatis. Dalam skenario ini, total pengeluaran tercatat sebesar Rp1.258.500. Sistem kemudian mengkalkulasi sisa dana dan rasio pengeluaran terhadap pendapatan sebagai dasar analisis berikutnya.

Nilai-nilai tersebut diklasifikasikan secara otomatis ke dalam fakta simbolik, seperti `low_income` dan `large_remaining`, masing-masing sesuai dengan F3 dan F7 pada Tabel 2. Klasifikasi ini dilakukan berdasarkan parameter sistem yang telah dirancang sebelumnya untuk mengubah input numerik menjadi entitas logis.



Smart Budgeting Assistant

Atur keuangan kamu secara cerdas menggunakan sistem pakar berbasis Forward dan Backward Chaining.

Input Data Keuangan

Masukkan pendapatan bulanan kamu (Rp)

2555000

Masukkan Daftar Pengeluaran Bulanan Kamu

Nama Pengeluaran (contoh: Makan, Transportasi, Hiburan, dll.)

Jumlah (Rp)

0

Tambah Pengeluaran

Nama	Jumlah
Bayar Kos	500000
Makan	153500
Liburan	478000
Beli Baju	127000

Total pengeluaran: Rp 1,258,500

Pilih Rencana Keuangan Kamu

☐ Investasi

☒ Tabungan

☐ Dana Darurat

Persentase Tabungan (%) (disarankan 30%)

30

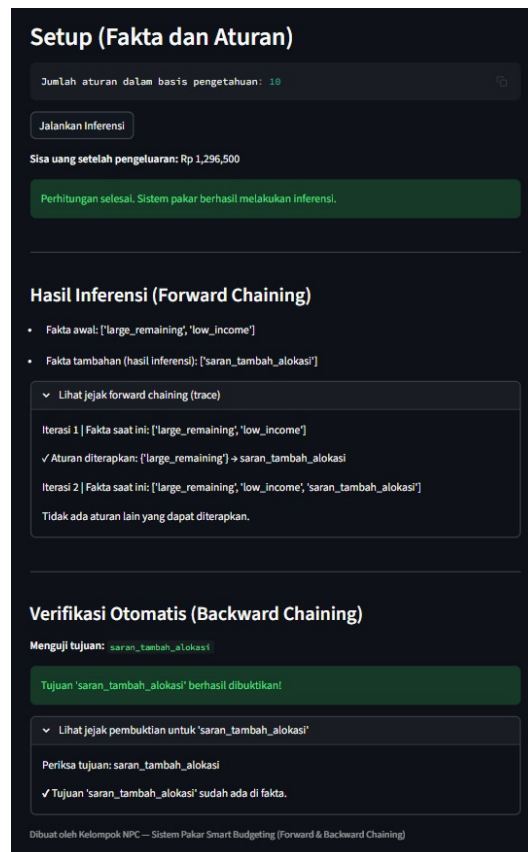
Gambar 3 Sistem menampilkan ringkasan data keuangan dan siap untuk inferensi.

B. Inferensi Logis melalui *Forward Chaining*

Setelah fakta awal berhasil diklasifikasikan, sistem secara otomatis mengaktifkan proses *forward chaining*. Mekanisme ini bersifat proaktif, dimana mesin inferensi mencocokkan fakta yang tersedia dengan premis dalam basis aturan. Dalam skenario simulasi, fakta `low_income` dan `large_remaining` secara bersamaan memenuhi premis pada aturan R4 sebagaimana tercantum dalam Tabel 1, yang berbunyi: “Jika sisa dana besar, maka sistem menyarankan penambahan alokasi.”

Berdasarkan pemenuhan premis tersebut, sistem menyimpulkan fakta baru: `saran_tambah_alokasi`, sebagai hasil inferensi. Kesimpulan ini tidak muncul secara acak, melainkan merupakan keluaran dari proses logika simbolik yang berjalan secara iteratif dan deterministik, sesuai dengan struktur *rule-based engine*. Jejak inferensi ditampilkan secara interaktif dalam sistem, sebagaimana terlihat pada Gambar 4. Visualisasi ini menunjukkan urutan aktivasi aturan hingga tercapainya rekomendasi akhir, yang menjadi salah satu fitur penting untuk menjamin transparansi reasoning.

Kemampuan sistem untuk merekam dan menampilkan alur reasoning secara *real-time* menjadikan rekomendasi yang dihasilkan tidak hanya preskriptif, tetapi juga dapat ditelusuri dan dijustifikasi. Hal ini mendukung tujuan utama sistem pakar dalam penelitian ini, yakni menyediakan rekomendasi keuangan personal yang berbasis logika formal, dapat dipertanggungjawabkan, dan sesuai konteks kondisi pengguna.



Gambar 4 Hasil inferensi sistem dan validasi backward chaining terhadap 'saran_tambah_alokasi'.

C. Validasi Inferensi melalui *Backward Chaining*

Berbeda dengan *forward chaining* yang bekerja dari fakta menuju kesimpulan, proses *backward chaining* dimulai dari tujuan (*goal*) tertentu, lalu menelusuri apakah kesimpulan tersebut dapat dibuktikan dari fakta yang tersedia. Dalam skenario ini, sistem mengevaluasi apakah rekomendasi saran_tambah_alokasi dapat dibuktikan secara logis. Karena premis large_remaining telah tercatat sebagai fakta awal, dan premis ini merupakan syarat dalam aturan R4, maka sistem menyatakan bahwa rekomendasi tersebut valid secara simbolik.

Proses ini menegaskan bahwa reasoning yang dilakukan sistem tidak hanya bersifat deskriptif (menghasilkan rekomendasi), tetapi juga preskriptif dan dapat diverifikasi. Validasi melalui *backward chaining* memungkinkan sistem membuktikan logika di balik setiap saran yang diberikan, memastikan bahwa keputusan yang dihasilkan benar-benar berasal dari fakta yang memenuhi aturan. Dengan demikian, pendekatan pembuktian semacam ini mendukung akuntabilitas logika sistem, sekaligus memperkuat peran *backward chaining* sebagai mekanisme verifikasi keputusan berbasis tujuan, yang merupakan pilar penting dalam perancangan sistem pakar berkualitas tinggi.

D. Kesesuaian *Output* dengan Basis Pengetahuan

Proses *reasoning* yang dihasilkan sistem menunjukkan konsistensi terhadap struktur aturan pada Tabel 1 dan mekanisme simbolisasi fakta pada Tabel 2. Pada salah satu skenario simulasi, nilai pendapatan pada input disesuaikan agar memenuhi kriteria klasifikasi low_income (F3), sehingga memungkinkan pengujian aktivasi aturan dalam kondisi batas tertentu. Sementara itu, dana sisa yang melebihi 20% dari pendapatan diklasifikasikan sebagai large_remaining (F7). Kombinasi kedua fakta tersebut memenuhi premis aturan R4, yang kemudian memicu keluaran berupa rekomendasi saran_tambah_alokasi.

Kesesuaian antara hasil simbolisasi input dan keluaran aturan menunjukkan bahwa sistem menjalankan proses inferensi multikondisional, yaitu memproses lebih dari satu fakta secara simultan dalam menentukan rekomendasi. Temuan ini menegaskan bahwa sistem tidak bergantung pada satu parameter tunggal, melainkan mempertahankan konsistensi logika internal dalam menangani variasi kondisi keuangan yang berbeda sesuai dengan definisi aturan yang telah ditetapkan.

E. Konsistensi Rekomendasi terhadap Prinsip *Budgeting* Ideal

Evaluasi lanjutan menunjukkan bahwa rekomendasi yang dihasilkan sistem konsisten dengan prinsip-prinsip pengelolaan keuangan personal yang diakui secara luas, seperti model 50/30/20 dan ketentuan alokasi dana darurat minimal. Sebagai contoh, ketika alokasi tabungan pengguna berada di bawah ambang batas ideal 30%, sistem mengklasifikasikan kondisi tersebut sebagai *low_saving_allocation* (F10), yang kemudian memicu aktivasi aturan R7 untuk merekomendasikan penambahan porsi tabungan.

Pola serupa juga diterapkan pada kondisi alokasi dana darurat dan investasi, dimana ketidaksesuaian terhadap prinsip yang ditetapkan akan memicu aturan yang relevan. Mekanisme ini menunjukkan bahwa sistem tidak sekadar menghasilkan rekomendasi secara statis, melainkan menjalankan penalaran preskriptif berbasis aturan yang secara konsisten merujuk pada basis pengetahuan yang telah ditetapkan. Dengan demikian, hasil yang diperoleh menegaskan bahwa rekomendasi sistem selaras secara normatif dengan prinsip *budgeting* ideal dan dapat ditelusuri dasar logikanya melalui aturan yang aktif.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem pakar *Smart Budgeting Assistant* yang mengintegrasikan metode *forward chaining* dan *backward chaining* untuk menghasilkan rekomendasi keuangan personal berbasis aturan yang dapat dipertanggungjawabkan secara logika simbolik. Hasil implementasi dan pengujian menunjukkan bahwa integrasi *dual chaining* memungkinkan sistem menjalankan proses inferensi secara konsisten dan deterministik. *Forward chaining* berperan dalam menurunkan rekomendasi berdasarkan kondisi keuangan aktual pengguna, sementara *backward chaining* memverifikasi setiap rekomendasi melalui penelusuran premis dalam basis aturan. Dengan mekanisme tersebut, sistem mampu menghasilkan rekomendasi yang transparan, dapat ditelusuri jejak inferensinya, dan selaras dengan prinsip pengelolaan keuangan personal yang diakui secara luas, seperti rasio 50/30/20 dan alokasi dana darurat minimal. Namun demikian, evaluasi dalam penelitian ini difokuskan pada validasi fungsional dan konsistensi logika sistem, sehingga belum mencakup pengukuran akurasi rekomendasi terhadap keputusan pakar manusia maupun dampak penggunaan sistem terhadap perubahan perilaku finansial pengguna. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya berpeluang mengembangkan validasi berbasis pakar dan studi empiris pengguna untuk memperluas cakupan evaluasi sistem.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Mutiara, S. Sugianto, and F. Maulana Malik, “PERAN EKONOMI DIGITAL BERBASIS LITERASI KEUANGAN LAKU PANDAI DALAM MENDORONG INKLUSI KEUANGAN DI INDONESIA,” *Jurnal Ekonomi dan Bisnis Islam (JEBI)*, vol. 5, no. 2, pp. 267–282, 2025.
- [2] L. Novianti, N. Hayati, and I. Firdausi, “Pengaruh Literasi Keuangan dan Gaya Hidup Terhadap Pengelolaan Keuangan Mahasiswa Institut Bisnis dan Teknologi Kalimantan,” *Jurnal Manajemen dan Akuntansi*, vol. 26, no. 1, pp. 82–101, 2025.
- [3] H. Pudjianto, A. Senja Fitriani, R. Dijaya, and S. Suprianto, “Sistem Pakar Manajemen Risiko Untuk Pengembangan Aplikasi Menggunakan Metode Forward Chaining,” *Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 13, no. 2, pp. 932–945, 2024.
- [4] M. T. Aziz and A. Z. Falani, “Sistem Pakar untuk Mengukur Tingkat Kepercayaan Resiko Investasi di Reksadana,” *Jurnal Ilmu Komputer dan Bisnis (JIKB)*, vol. 15, no. 2, pp. 194–202, 2024.
- [5] K. L. Wati, W. rita, and W. Rahmah, “Transformasi Manajemen Keuangan Umkm dalam Era Digital dan Ketidakpastian Ekonomi: Sebuah Eksplorasi Humanistik,” *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, vol. 4, no. 3, pp. 566–575, 2025.
- [6] T. H. Ariski and R. R. Harahap, “Analisis Certainty Factor Terhadap Anggaran Keuangan Daerah Dinas Ketahanan Pangan Pertanian dan Perikanan Berbasis Expert System,” *Bulletin of Information Technology (BIT)*, vol. 4, no. 2, pp. 191–197, 2023.
- [7] R. Fahmi Putra and S. Sumarno, “Application of Capital Market Investment Planning Expert System Using Website-Based Forward Chaining Method,” in *Procedia of Engineering and Life Science*, 2022.
- [8] A. M. Wibisono and B. N. Sari, “Sistem Pakar Penentu Profil Risiko Investasi,” *JOINS (Journal of Information System)*, vol. 7, no. 1, pp. 79–89, 2022.
- [9] A. R. Handoko, “PERANCANGAN SISTEM PAKAR ANALISA TRANSAKSI KEUANGAN MENCURIGAKAN MENGGUNAKAN METODE FORWARD CHAINING,” *Jurnal SIMETRIS*, vol. 10, no. 2, pp. 701–12, 2019.
- [10] M. R. Fattahuddin, “ANALISIS CRYPTOCURRENCY MENGGUNAKAN SISTEM PAKAR BERBASIS FORWARD CHAINING DAN CERTAINTY FACTOR,” *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 3, no. 2, pp. 84–90, 2025.

- [11] M. Abdullah and S. Suprianto, “Pengembangan Sistem Pakar Konsultasi Keuangan Pribadi Metode 50-30-20 Menggunakan Forward Chaining,” *Jurnal Kajian Ekonomi & Bisnis Islam*, vol. 6, no. 5, pp. 1574–1587, 2025.
- [12] O. Pahlevi, A. Amrin, and Y. Handrianto, “RESOLUSI: Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi Pengembangan Sistem Informasi Personal Finance Management Menggunakan Pendekatan Rapid Application Development,” *RESOLUSI: Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi*, vol. 4, no. 5, pp. 485–493, 2024.
- [13] D. Zatnika and N. Rukhviyanti, “Penerapan Metode Forward Chaining pada Sistem Pakar Rekomendasi Mobil Second dari Aspek Penghasilan Kerja,” *Jurnal Penelitian Inovatif*, vol. 4, no. 4, pp. 2463–2476, 2024.
- [14] H. Purnamasidi, L. Darmawan Bakti, and B. Imran, “SISTEM PAKAR PEMILIHAN JENIS KREDIT NASABAH MENGGUNAKAN METODE FORWARD CHAINING PADA PT. BANK RAKYAT INDONESIA (PERSERO),” *Jurnal Kecerdasan Buatan dan Teknologi Informasi (JKBTI)*, vol. 1, no. 3, pp. 1–10, 2022.
- [15] A. Voutama, A. Rizal, and R. Saputra, “Penerapan Forward Chaining Pada Sistem Pakar Pengendalian Internal Bank Pemberian Kredit Pemilikan Rumah,” *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 15, no. 1, pp. 193–200, 2023.