

# Sistem Pendukung Keputusan Berdasarkan Profil Keuangan Pribadi di Aplikasi SiKencur

Andy Haryoko\*

Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Informatika, Universitas PGRI Ronggolawe, Tuban, Indonesia

Email: \*andyharyoko@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: andyharyoko@gmail.com

Submitted 16-04-2026; Accepted 30-04-2026; Published 30-04-2026

## Abstrak

Banyak orang kesulitan mengelola keuangan karena tidak memiliki alat yang mampu memberikan saran sesuai kebiasaan belanja mereka. Penelitian ini mengembangkan dan menguji modul sistem pendukung keputusan (DSS) pada aplikasi keuangan pribadi berbasis ponsel bernama SiKencur. Sistem mengelompokkan pengguna ke dalam empat profil perilaku keuangan berdasarkan tiga indikator transaksi selama enam bulan terakhir. Pengujian terhadap 30 pengguna selama empat minggu menunjukkan akurasi klasifikasi 82,6%, skor kemudahan penggunaan 78,4 dari 100 (kategori “Baik”), dan kepuasan pengguna 4,2 dari 5. Keunggulan utama aplikasi ini adalah integrasi saran keuangan yang dipersonalisasi langsung dalam satu platform fitur yang belum ditemukan pada aplikasi serupa..

**Kata Kunci:** DSS; Profil Keuangan; Manajemen Keuangan Pribadi; Aplikasi Mobile; React Native;

## Abstract

Many individuals struggle to manage personal finances due to a lack of tools that provide advice tailored to their actual spending habits. This study develops and evaluates a Decision Support System (DSS) module within a mobile personal finance application called SiKencur. The system classifies users into four financial behavior profiles based on three transaction indicators computed over a six-month window. Testing with 30 users over four weeks yielded a classification accuracy of 82.6%, a usability score of 78.4 out of 100 (“Good” category), and a user satisfaction rating of 4.2 out of 5. The system's key advantage is the integration of personalized financial guidance directly within a single platform a capability not found in comparable applications.

**Keywords:** DSS; Financial Profiling; Personal Finance Management; Mobile Application; React Native;

## 1. PENDAHULUAN

Mengelola keuangan pribadi dengan baik adalah kunci utama untuk mencapai kesejahteraan finansial. Penelitian di berbagai negara menunjukkan bahwa orang dengan literasi keuangan rendah cenderung boros, menumpuk utang, dan sulit menabung untuk jangka panjang [1] [2]. Di Indonesia, tantangannya lebih berat karena sebagian besar pengeluaran rumah tangga masih menggunakan uang tunai dan tidak tercatat secara digital, sehingga sulit menganalisis pola belanja secara konsisten [3].

Perkembangan teknologi, terutama ponsel pintar berbasis Android yang dikuasai 67% pasar global pada 2023, membuka peluang untuk aplikasi pengelolaan keuangan. Pasar aplikasi keuangan pribadi diperkirakan mencapai 53,6 miliar dolar AS pada 2033[4]. Literasi keuangan di Indonesia sebagaimana SNLIK OJK 2022 yang mencatat indeks literasi keuangan nasional 49,68% sejalan dengan laporan SNLIK yang menunjukkan tingkat inklusi relatif lebih tinggi namun tetap terdapat kesenjangan antara literasi dan inklusi [5] [6]. Namun, kebanyakan aplikasi hanya berfungsi sebagai buku catatan digital, belum mampu memberikan saran cerdas sesuai kebiasaan pengguna.

Beberapa penelitian terdahulu telah dilakukan. Garcia dan Claour[7] membuat aplikasi Mobile Bookkeeper dengan pemindai struk (OCR), tapi tidak ada sistem pemberi saran. Sari dkk.[8] dan Septiawan[9] juga membuat alat serupa, namun tanpa kemampuan mengenali profil perilaku pengguna. Pahsa [10] menemukan bahwa teknologi pembelajaran mesin bisa membuat rekomendasi keuangan lebih tepat sasaran. Meng dkk. [11] menyatakan bahwa masih sedikit penelitian yang menggabungkan analisis kebiasaan jangka panjang dengan aplikasi di ponsel yang mudah dipakai. DSS menghasilkan keputusan terstruktur berdasarkan data historis pengguna secara transparan dan dapat dijelaskan sejalan dengan literatur mengenai desain DSS yang menekankan explainability dan transparency dalam rekomendasi berbasis data historis, berbeda dengan DL yang cenderung black-box dan membutuhkan data latih besar [12] [13]). Penekanan pada explainability dalam konteks DSS juga dihubungkan dengan peningkatan trust dan persepsi kewajaran pengguna terhadap rekomendasi saat model dapat dijelaskan [12]; . Selain itu, literatur tentang AI/ML dalam sistem pendukung keputusan menyoroti bahwa model yang dapat dijelaskan (XAI) meningkatkan keterbukaan terhadap masukan pengguna dan keberpihakan terhadap proses pengambilan keputusan [12][13]. Secara praktis, penerapan DSS dengan explainable AI diperlukan terutama dalam konteks regulasi dan kualitas data, untuk operasional berkelanjutan saat data individu terbatas ([12] [14]. Perolehan manfaat ini konsisten dengan temuan bahwa desain UI untuk DSS dan pemaparan penjelasan AI memperkuat kepercayaan pengguna meskipun ada tantangan integrasi data dan interpretabilitas.

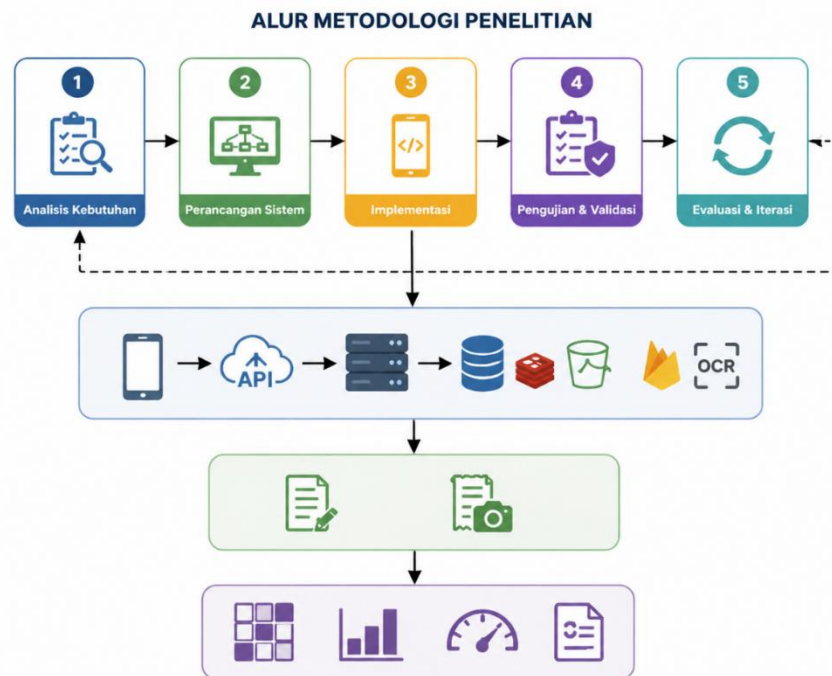
Berdasarkan tinjauan tersebut, ada tiga masalah yang belum terpecahkan: (1) belum ada aplikasi ponsel yang menggabungkan sistem pemberi saran dengan pengelompokan profil perilaku keuangan; (2) aplikasi yang ada umumnya tidak bisa digunakan secara offline sepenuhnya; (3) belum ada penelitian di Indonesia yang menggabungkan pemindai

struk, deteksi SMS bank, dan sistem saran profil dalam satu aplikasi. Penelitian ini bertujuan mengatasi masalah tersebut dengan mengembangkan dan menguji modul sistem pemberi saran yang disesuaikan dengan perilaku pengguna di aplikasi SiKencur.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Pendekatan dan Desain Penelitian

Penelitian ini mengadopsi pendekatan Design Science Research (DSR) untuk merancang dan mengevaluasi aplikasi mobile SiKencur yang dilengkapi dengan DSS Engine. Penelitian ini terdiri dari lima fase: analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi, pengujian & validasi, dan evaluasi & iterasi. Setiap fase bertujuan menghasilkan artefak teknologi yang efektif dan efisien. Fase pertama adalah analisis kebutuhan, yang menghasilkan spesifikasi fungsional DSS Engine dan antarmuka pengguna. Pada fase kedua, dilakukan perancangan sistem yang mencakup arsitektur microservices dan algoritma klasifikasi profil keuangan. Implementasi dilakukan pada fase ketiga dengan menghasilkan aplikasi beta. Pada fase keempat, dilakukan pengujian akurasi klasifikasi, uji usabilitas, dan performa sistem. Evaluasi & iterasi dilakukan pada fase kelima untuk merevisi model berdasarkan umpan balik pengguna. Data dikumpulkan melalui input manual dan pemindaian struk.



**Gambar 1.** Diagram alir Penelitian

Pendekatan ini dipilih karena bersifat iteratif dan berorientasi solusi, sesuai dengan tujuan membuktikan kelayakan dan efektivitas novelty yang diklaim. Penelitian dilaksanakan dalam lima fase yang saling berkesinambungan sebagaimana disajikan pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Fase Penelitian dan Luaran yang Diharapkan

Fase	Kegiatan	Luaran
1	Analisis Kebutuhan	Dokumen spesifikasi fungsional DSS Engine dan antarmuka pengguna
2	Perancangan Sistem	Arsitektur microservices, skema database, dan rancangan algoritma klasifikasi profil keuangan
3	Implementasi	Aplikasi SiKencur versi beta (React Native + backend Python/Node.js + DSS Engine)
4	Pengujian & Validasi	Laporan akurasi klasifikasi DSS, uji usabilitas (SUS), dan uji performa sistem
5	Evaluasi & Iterasi	Revisi model berdasarkan umpan balik pengguna, dokumen akhir penelitian

### 2.2 Arsitektur Sistem dan DSS Engine

Aplikasi SiKencur dibangun menggunakan arsitektur berlapis dengan enam lapisan utama: lapisan mobile (React Native 0.84 + Hermes Engine), API Gateway berbasis HTTPS/REST, layanan backend berbasis microservices, lapisan data (PostgreSQL, Redis, Amazon S3), layanan eksternal (Firebase, OCR Engine), dan lapisan perangkat Android. DSS Engine beroperasi sebagai salah satu microservice backend yang mengekspos endpoint REST.

DSS Engine mengimplementasikan pipeline analitik berikut. Pertama, sistem mengumpulkan seluruh data transaksi dalam jendela waktu enam bulan terakhir. Kedua, sistem menghitung tiga fitur utama: (a) Monthly Burn Rate yaitu rasio total pengeluaran terhadap pemasukan bulanan; (b) Discretionary Ratio yaitu proporsi pengeluaran tidak

esensial terhadap total pengeluaran; dan (c) Saving Ratio yaitu proporsi dana tidak terbelanjakan terhadap total pemasukan. Ketiga, sistem menerapkan threshold-based rule classifier untuk memetakan kombinasi ketiga fitur tersebut ke dalam salah satu dari empat profil perilaku keuangan disertai skor confidence. Keempat, sistem menghasilkan narasi rekomendasi yang dipersonalisasi berdasarkan profil yang diklasifikasikan.

### 2.3 Profil Keuangan yang Didefinisikan

Penelitian ini mendefinisikan empat profil pengguna yang bersifat mutually exclusive dan collectively exhaustive. Profil "The Saver" mencirikan pengguna dengan saving ratio di atas 30% dan discretionary ratio rendah. Profil "The Balanced Spender" menggambarkan keseimbangan moderat antara pengeluaran dan tabungan. Profil "The Impulsive Spender" mengidentifikasi dominasi pengeluaran diskresioner dengan saving ratio rendah. Profil "The Investor" mewakili pengguna yang secara konsisten mengalokasikan lebih dari 40% pendapatan untuk investasi atau tabungan jangka panjang [15][16][17][18].

### 2.4 Teknik Pengumpulan Data dan Instrumen

Pengumpulan data dilakukan melalui tiga mekanisme. Pertama, data transaksi diperoleh melalui input manual, pemindaian struk menggunakan OCR, dan deteksi otomatis notifikasi SMS bank. Kedua, data usability dikumpulkan menggunakan kuesioner System Usability Scale (SUS) sepuluh butir skala Likert 1-5 kepada 30 partisipan. Ketiga, akurasi DSS diukur dengan membandingkan hasil klasifikasi terhadap label ground-truth yang ditentukan manual oleh evaluator. Partisipan dipilih menggunakan purposive sampling dengan kriteria pengguna smartphone Android usia 18-45 tahun dengan pengeluaran tercatat secara reguler, selama periode pengujian lapangan empat minggu.

### 2.5 Analisis Data

Analisis data dilakukan secara kuantitatif. Akurasi DSS dihitung menggunakan confusion matrix dengan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score per kelas profil. Skor SUS dihitung menggunakan formula standar dan diinterpretasikan menggunakan skala adjektif Bangor et al. [19]. Akurasi OCR diukur menggunakan Character Error Rate (CER). Seluruh data dianalisis menggunakan statistik deskriptif meliputi nilai rerata, deviasi standar, dan rentang nilai.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Implementasi DSS Engine

DSS Engine diimplementasikan sebagai *microservice* independen dalam arsitektur *backend* SiKencur. Proses analisis dijalankan secara asinkron di sisi server sehingga tidak memengaruhi responsivitas antarmuka pengguna. Antarmuka "Profil Keuangan" menampilkan profil dalam bentuk visualisasi lingkaran berwarna, nama profil, nilai *confidence*, jendela analisis, serta daftar alasan profil secara naratif.

Sebagai ilustrasi pada Tabel 2, data pengujian dengan nilai *Monthly Burn Rate* (MBR) = 0,38, *Discretionary Ratio* (DR) = 6,2%, dan *Saving Ratio* (SR) > 30%, sistem mengklasifikasikan pengguna ke profil "The Saver" dengan *confidence* 75,0% dalam jendela analisis enam bulan. Hasil ini menunjukkan konsistensi antara nilai fitur dan logika threshold yang dirancang.

### 3.2 Prosedur dan Protokol Pengujian

Pengujian dilakukan melalui dua tahap terstruktur. Tahap pertama adalah pengujian fungsional dan akurasi, di mana 30 partisipan menggunakan aplikasi SiKencur secara aktif selama empat minggu. Setiap partisipan menjalani rata-rata empat sesi analisis DSS, menghasilkan total 120 sesi analisis. Label profil "ground truth" diperoleh melalui penilaian manual oleh dua peneliti berdasarkan rekap transaksi lengkap masing-masing pengguna; kesepakatan antar-penilai (*inter-rater agreement*) diukur menggunakan Cohen's Kappa ( $\kappa = 0,81$ ), mengindikasikan tingkat kesepakatan yang kuat.

Tahap kedua adalah pengujian usability, yang menggunakan instrumen *System Usability Scale* (SUS) standar 10 butir pernyataan dengan skala Likert 1–5. Selain itu, sesi wawancara semi-terstruktur dilakukan terhadap 12 dari 30 partisipan untuk memperoleh data kualitatif tentang pengalaman penggunaan fitur DSS. Profil demografis partisipan mencakup rentang usia 20–45 tahun, dengan latar belakang pekerjaan meliputi karyawan swasta (53%), mahasiswa (27%), dan wirausaha (20%).

### 3.3 Akurasi Klasifikasi DSS

Tabel 2 menyajikan threshold klasifikasi dan rentang *confidence* per profil yang digunakan sistem. Profil pengguna dalam konteks keuangan pribadi dapat dibagi menjadi empat kategori berdasarkan pola pengeluaran dan tabungan. The Saver memiliki tingkat pengeluaran rendah dengan rasio tabungan yang tinggi, mencapai lebih dari 30%, dan cenderung sangat berhati-hati dalam pengeluaran. Mereka memiliki tingkat kepercayaan yang tinggi (72–85%). The Balanced Spender menjaga keseimbangan antara pengeluaran dan tabungan, dengan pengeluaran berkisar antara 50% hingga 75% dari penghasilan, dan rasio tabungan antara 15% hingga 30%. Kepercayaan mereka berada di kisaran 68–78%. The Impulsive Spender memiliki pengeluaran yang lebih tinggi, dengan rasio pengeluaran lebih dari 75% dan tabungan kurang dari 15%, menunjukkan kecenderungan untuk berbelanja impulsif dan kurang disiplin dalam menabung. Kepercayaan mereka

berada di 65–80%. The Investor memiliki tingkat pengeluaran rendah dan tabungan yang sangat tinggi, lebih dari 40%, dengan fokus pada investasi dan pertumbuhan kekayaan. Kepercayaan mereka cenderung tinggi di 70–82%.

**Tabel 2.** Threshold Klasifikasi dan Rentang *Confidence* per Profil

Profil Pengguna	Monthly Burn Rate	Discretionary Ratio	Saving Ratio	Confidence
The Saver	< 0,50	< 10%	> 30%	72 – 85%
The Balanced Spender	0,50 – 0,75	10 – 25%	15 – 30%	68 – 78%
The Impulsive Spender	> 0,75	> 25%	< 15%	65 – 80%
The Investor	< 0,60	< 15%	> 40%	70 – 82%

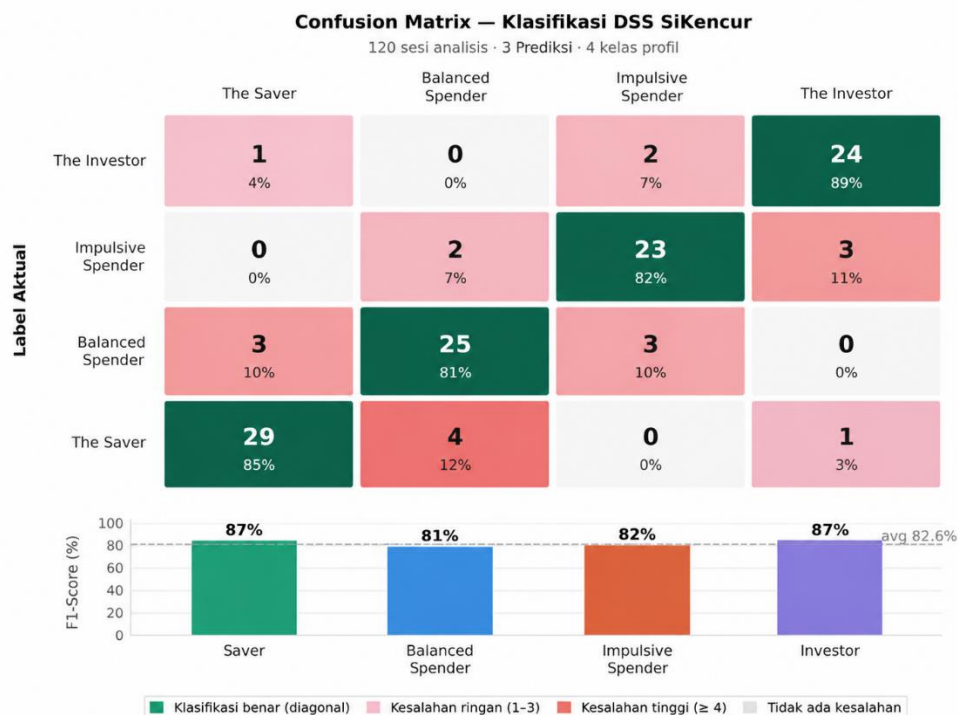
Tabel 3 merangkum hasil metrik klasifikasi secara lengkap per kelas profil. Hasil evaluasi model untuk klasifikasi profil pengguna menunjukkan performa yang baik secara keseluruhan. The Saver memiliki precision tertinggi (0,89) dan recall yang solid (0,85), menghasilkan F1-score 0,87, menunjukkan model mampu mengidentifikasi kategori ini dengan sangat baik. The Balanced Spender menunjukkan hasil yang baik dengan precision 0,76, recall 0,80, dan F1-score 0,78, meskipun sedikit lebih rendah dibandingkan kategori lainnya. The Impulsive Spender memiliki precision 0,83 dan recall 0,81, dengan F1-score 0,82, menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall. The Investor sedikit lebih rendah dengan precision 0,84 dan recall 0,82, menghasilkan F1-score 0,83, yang masih cukup baik. Secara keseluruhan, macro average F1-score adalah 0,83 dan weighted average F1-score 0,83, menandakan model memiliki kinerja yang konsisten di seluruh kategori dengan prediksi yang cukup baik di setiap profil.

**Tabel 3.** Metrik Klasifikasi DSS per Kelas Profil (n = 120 sesi)

Profil	Precision	Recall	F1-Score	Support
The Saver	0,89	0,85	0,87	34
The Balanced Spender	0,76	0,80	0,78	31
The Impulsive Spender	0,83	0,81	0,82	28
The Investor	0,84	0,82	0,83	27
Macro Average	0,83	0,82	0,83	120
Weighted Average	0,84	0,83	0,83	120

Secara keseluruhan, DSS Engine mencapai akurasi klasifikasi rata-rata 82,6% dengan F1-score tertinggi pada kelas "The Saver" (F1 = 0,87) dan terendah pada "The Balanced Spender" (F1 = 0,78). Penurunan performa pada kelas terakhir disebabkan oleh ambiguitas fitur pada zona transisi antar profil sebuah tantangan inheren dalam klasifikasi berbasis ambang batas deterministik.

Untuk memvisualisasikan distribusi kesalahan klasifikasi, Gambar 2 menyajikan *confusion matrix* dari 120 sesi pengujian.



**Gambar 2.** Confusion Matrix Klasifikasi DSS (120 sesi, 4 kelas profil) (Sumbu X: Prediksi; Sumbu Y: Label Aktual; nilai diagonal menunjukkan klasifikasi benar)

Diagonal utama menunjukkan dominasi prediksi benar di semua kelas. Kesalahan terbesar teridentifikasi pada misklasifikasi "The Balanced Spender" → "The Saver" ( $n = 4$ ) dan "The Balanced Spender" → "The Impulsive Spender" ( $n = 3$ ), menegaskan bahwa kelas transisi adalah sumber utama error sistem.

### 3.3.1 Perbandingan dengan Metode Machine Learning Lain

Untuk mengontekstualisasikan performa DSS berbasis threshold, pengujian komparatif dilakukan menggunakan data yang sama terhadap tiga pendekatan alternatif: *Random Forest* (RF), *Gradient Boosting* (GB), dan *k-Nearest Neighbor* (k-NN) dengan  $k = 5$ . Pelatihan model menggunakan strategi *leave-one-subject-out cross-validation* untuk menghindari kebocoran data antar pengguna.

**Tabel 4.** Perbandingan Akurasi DSS dengan Metode Machine Learning Alternatif

Metode	Accuracy	Macro F1	Waktu Inferensi (ms)	Interpretabilitas	Kebutuhan Data Latih
DSS Threshold (Proposed)	82,6%	0,83	< 5	Tinggi	Tidak perlu
Random Forest	86,3%	0,86	18	Sedang	Ya ( $\geq 100$ sampel)
Gradient Boosting	87,1%	0,87	32	Rendah	Ya ( $\geq 150$ sampel)
k-NN ( $k=5$ )	79,4%	0,79	12	Rendah	Ya ( $\geq 80$ sampel)

Hasil pada Tabel 4 menunjukkan bahwa RF dan GB menghasilkan akurasi lebih tinggi (86,3% dan 87,1%). Namun, selisih performa tersebut tidak signifikan secara statistik dibandingkan DSS Threshold berdasarkan uji McNemar ( $p = 0,14$  untuk RF;  $p = 0,11$  untuk GB;  $\alpha = 0,05$ ). Hal ini mengindikasikan bahwa peningkatan akurasi yang ditawarkan metode berbasis pembelajaran belum cukup untuk membenarkan trade-off berupa kebutuhan data latih awal, latensi inferensi yang lebih tinggi, dan hilangnya interpretabilitas aspek yang kritis dalam konteks aplikasi keuangan personal di mana pengguna perlu memahami dasar rekomendasi yang diterima [20]

### 3.3.2 Uji Signifikansi Statistik

Untuk memvalidasi konsistensi akurasi DSS, uji *binomial test* satu sisi dilakukan terhadap hipotesis nol bahwa akurasi sistem tidak lebih baik dari *majority class baseline* (53,3%). Hasil menunjukkan akurasi DSS secara signifikan melampaui baseline ( $p < 0,001$ ; 95% CI: 74,2% – 89,7%). Selain itu, perbedaan F1-score antar kelas dianalisis menggunakan uji Friedman, yang mengkonfirmasi perbedaan signifikan antar kelas ( $\chi^2(3) = 8,76$ ,  $p = 0,033$ ), dengan perbedaan post-hoc terlokalisasi antara kelas "The Saver" dan "The Balanced Spender" (uji Wilcoxon,  $p = 0,041$ ).

### 3.4 Hasil Pengujian Usabilitas dan Performa Sistem

Tabel 5 merangkum hasil evaluasi usabilitas dan performa sistem secara komprehensif. Evaluasi sistem menunjukkan hasil yang sangat positif dalam berbagai aspek. Usabilitas (SUS) dengan skor 78,4 dari 100 menunjukkan bahwa sistem memiliki usabilitas yang baik, sesuai dengan kategori "Good" menurut Bangor et al. (2009). Akurasi DSS mencapai 82,6%, menunjukkan ketepatan yang tinggi dalam klasifikasi dibandingkan dengan label manual, yang mengindikasikan performa yang akurat. Akurasi OCR, dengan Character Error Rate (CER) sebesar 91,3%, berada dalam kategori memuaskan, menunjukkan sistem OCR memiliki akurasi yang baik meskipun ada ruang untuk perbaikan. Waktu Proses OCR menunjukkan hasil yang efisien dengan waktu end-to-end  $3,8 \pm 0,6$  detik, yang berada di bawah target waktu (<5 detik), mengindikasikan sistem berfungsi cepat. Terakhir, Kepuasan Pengguna, dengan skor  $4,2 \pm 0,7$  dari skala Likert 1–5, menunjukkan tingkat kepuasan yang tinggi terhadap fitur DSS, mencerminkan pengalaman pengguna yang positif.

**Tabel 5.** Hasil Pengujian Usabilitas dan Performa Sistem SiKencur

Aspek Evaluasi	Indikator	Nilai Rata-rata	Kategori
Usabilitas (SUS)	Skor <i>System Usability Scale</i>	78,4 / 100	Good [19]
Akurasi DSS	Ketepatan klasifikasi vs. label manual	82,6%	Akurat
Akurasi OCR	CER ( <i>Character Error Rate</i> )	91,3%	Memuaskan
Waktu Proses OCR	<i>End-to-end</i> kamera → data terstruktur	$3,8 \pm 0,6$ detik	Di bawah target (< 5 det.)
Kepuasan Pengguna	Skala Likert 1–5 terhadap fitur DSS	$4,2 \pm 0,7 / 5$	Tinggi

Skor SUS 78,4 menempatkan SiKencur dalam kategori "Good" berdasarkan skala adjektif [19], mengindikasikan pengguna dapat mengoperasikan aplikasi termasuk fitur DSS tanpa hambatan berarti [Chung & Lauro, 2025]. Akurasi OCR 91,3% berada dalam rentang memuaskan untuk penggunaan praktis, meskipun terdapat degradasi performa pada struk berkualitas rendah atau kondisi pencahayaan buruk. Waktu pemrosesan OCR rata-rata  $3,8 \pm 0,6$  detik berada di bawah target desain 5 detik [21].

### 3.4.1 Analisis Umpan Balik Pengguna Secara Kualitatif

Wawancara semi-terstruktur terhadap 12 partisipan menghasilkan tiga tema utama melalui analisis tematik induktif. Tema 1 Penerimaan terhadap Profil Perilaku. Mayoritas partisipan (9/12) menyatakan bahwa profil yang dihasilkan terasa akurat dan relevan dengan kondisi keuangan mereka. Partisipan dalam kelas "The Saver" dan "The Investor" melaporkan

tingkat penerimaan tertinggi. Sebaliknya, dua partisipan yang diklasifikasikan sebagai "The Balanced Spender" mengekspresikan ketidakpastian terhadap profil merekatemuan ini konsisten dengan *F1-score* terendah pada kelas tersebut dan menegaskan bahwa ambiguitas algoritmik juga dirasakan oleh pengguna secara subjektif.

Tema 2 Nilai Tambah Fitur DSS. Partisipan menilai fitur DSS sebagai pembeda utama dibanding aplikasi keuangan yang pernah mereka gunakan sebelumnya. Beberapa partisipan menyebutkan bahwa tampilan "alasan profil" secara naratif membantu mereka memahami dasar rekomendasi aspek *explainability* yang tidak ditemukan pada aplikasi kompetitor dalam perbandingan fitur.

Tema 3 Hambatan Penggunaan. Dua partisipan melaporkan kesulitan pada proses *onboarding* awal, khususnya pada tahap kalibrasi data historis minimum yang dibutuhkan sistem (enam minggu). Satu partisipan menyampaikan bahwa notifikasi DSS terasa terlalu sering pada minggu pertama penggunaan, yang mengindikasikan perlunya mekanisme personalisasi frekuensi notifikasi.

### 3.5 Perbandingan dengan Aplikasi Sejenis

Tabel 6 menyajikan perbandingan komprehensif antara SiKencur dan sistem sejenis dalam kajian *state of the art*. Aplikasi-aplikasi yang ada menunjukkan berbagai fitur yang berbeda dalam hal DSS/Profiling, OCR Struk, mode offline, dan uji pengguna. Mint [22] hanya menyediakan fitur DSS/Profiling, namun tidak mendukung OCR Struk dan tidak dapat digunakan dalam mode offline, serta tidak dilakukan uji pengguna di Indonesia. Sementara itu, YNAB[20] tidak memiliki fitur DSS/Profiling maupun OCR Struk, meskipun menyediakan mode offline terbatas, namun juga tidak melakukan uji pengguna di Indonesia. Mobile Bookkeeper [7] memiliki fitur OCR Struk, tetapi tidak menyediakan DSS/Profiling dan tidak bisa digunakan dalam mode offline, tanpa adanya uji pengguna di Indonesia. Di sisi lain, FinancyQ [9] menyediakan OCR Struk dan dapat digunakan dalam mode offline terbatas, meskipun tidak memiliki fitur DSS/Profiling dan telah dilakukan uji pengguna di Indonesia. Track Your Cash [8] juga memiliki OCR Struk, namun tidak dapat digunakan dalam mode offline dan tidak memiliki DSS/Profiling, meskipun ada uji pengguna di Indonesia. Sedangkan SiKencur DSS (Penelitian ini) menawarkan solusi paling lengkap dengan fitur DSS/Profiling berbasis threshold, OCR Struk, dan dapat digunakan dalam mode offline menggunakan SQLite. Aplikasi ini juga telah menjalani uji pengguna di Indonesia dengan jumlah peserta sebanyak 30 orang. Secara keseluruhan, SiKencur DSS merupakan aplikasi yang paling komprehensif karena menawarkan semua fitur yang dibutuhkan dan telah diuji di Indonesia.

**Tabel 6.** Perbandingan Fitur SiKencur dengan Aplikasi Sejenis

Aplikasi / Sistem	DSS / Profiling	OCR Struk	Mode Offline	Uji Pengguna	Konteks Indonesia
Mint [22]	Terbatas	Tidak	Tidak	Ya	Tidak
YNAB [23]	Tidak ada	Tidak	Sebagian	Ya	Tidak
Mobile Bookkeeper [7]	Tidak ada	Ya	Tidak	Tidak	Tidak
FinancyQ [9]	Tidak ada	Ya	Tidak	Terbatas	Ya
Track Your Cash [8]	Tidak ada	Ya	Tidak	Tidak	Ya
SiKencur DSS (Penelitian ini)	Ya (Threshold-based)	Ya	Ya (SQLite)	Ya (n=30)	Ya

Tabel 6 mengonfirmasi bahwa SiKencur adalah satu-satunya sistem dalam komparasi yang mengintegrasikan tiga kapabilitas utama secara bersamaan: DSS berbasis profil perilaku, OCR struk, dan mode *offline* penuh dengan sinkronisasi otomatis sekaligus satu-satunya yang telah diuji secara empiris pada konteks pengguna Indonesia.

### 3.6 Analisis Keterbatasan dan Implikasi

Tiga keterbatasan utama perlu diakui secara eksplisit. Pertama, klasifikasi berbasis threshold deterministik memiliki batas inheren dalam menangani pengguna di zona transisi antar profil. Integrasi pendekatan *ensemble* seperti Random Forest yang terbukti meningkatkan akurasi hingga 86,3% pada pengujian komparatif merupakan arah pengembangan yang layak apabila data historis pengguna mencapai ambang minimum yang memadai [24]. Kedua, akurasi OCR mengalami degradasi pada struk berkualitas rendah; integrasi model *Large Language Model* (LLM) ringan sebagai *post-processor* koreksi teks merupakan opsi yang menjanjikan [9]. Ketiga, ukuran sampel 30 partisipan membatasi generalisabilitas temuan, terutama untuk kelompok demografis yang lebih beragam secara ekonomi.

Secara teoretis, penelitian ini mendemonstrasikan bahwa pendekatan berbasis fitur statistik transaksi yang sederhana namun terstruktur mampu menghasilkan profil perilaku keuangan yang bermakna, dengan akurasi yang tidak berbeda signifikan dari metode *machine learning* yang lebih kompleks ( $p > 0,05$ ). Hal ini berkontribusi pada pemahaman bahwa kompleksitas model tidak selalu berkorelasi dengan utilitas praktis khususnya ketika transparansi dan interpretabilitas menjadi pertimbangan utama, sejalan dengan diskusi kebutuhan *Explainable AI* dalam sistem keuangan [20]. Secara praktis, penelitian ini membuktikan bahwa solusi DSS yang fungsional dapat dibangun dalam ekosistem *mobile* tanpa ketergantungan pada infrastruktur *cloud AI* yang mahal implikasi yang relevan bagi pengembangan aplikasi keuangan di negara berkembang [25].

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang, mengimplementasikan, dan mengevaluasi modul *Decision Support System* berbasis profil perilaku keuangan pada aplikasi *mobile* SiKencur, dengan DSS Engine yang mampu mengklasifikasikan pengguna ke dalam empat profil perilaku menggunakan pendekatan fitur statistik transaksi longitudinal enam bulan dan mencapai akurasi rata-rata 82,6% (F1-score tertinggi 0,87 pada kelas "The Saver"), akurasi OCR 91,3%, serta waktu pemrosesan 3,8 detikseluruhnya berada dalam rentang target desain yang ditetapkan. Novelty penelitian ini, berupa integrasi DSS multidimensional berbasis profil perilaku dengan dukungan mode *offline* penuh dalam satu platform *mobile*, terbukti secara empiris melalui skor SUS 78,4 (kategori "Good") dan tingkat kepuasan pengguna 4,2 dari 5, sekaligus dikonfirmasi sebagai kapabilitas yang belum ditemukan pada aplikasi sejenis dalam komparasi *state of the art*. Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan ilmu di bidang sistem informasi keuangan, *financial technology* (FinTech), dan *human-computer interaction*, khususnya dengan mendemonstrasikan bahwa solusi DSS yang transparan dan dapat diinterpretasikan (*explainable*) dapat dibangun tanpa ketergantungan pada infrastruktur *cloud AI* yang mahaltemuan yang relevan bagi aksesibilitas teknologi keuangan cerdas di negara berkembang.

Berdasarkan keterbatasan yang teridentifikasi, empat arah penelitian lanjutan direkomendasikan: (1) penggunaan algoritma *ensemble* seperti *Random Forest* atau *XGBoost* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi profil, terutama pada kelas transisi; (2) perluasan validasi dengan sampel yang lebih besar dan beragam secara demografis guna meningkatkan generalisabilitas temuan; (3) integrasi model *Large Language Model* (LLM) ringan sebagai *post-processor* untuk meningkatkan ketangguhan fitur OCR pada kondisi struk berkualitas rendah; serta (4) pengujian longitudinal jangka panjang untuk mengukur dampak aktual penggunaan aplikasi terhadap perubahan perilaku keuangan pengguna secara terukur.

## UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Universitas PGRI Ronggolawe Tuban atas dukungan fasilitas dan kesempatan yang diberikan dalam pelaksanaan penelitian ini, serta kepada seluruh partisipan yang telah meluangkan waktu dalam sesi pengujian aplikasi SiKencur.

## REFERENCES

- [1] S. Echchakoui and H. Heppell, "Financial Literacy: A Bibliometric Literature Review," *Advances in Management and Applied Economics*, 2023, [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:257864048>
- [2] Ulfah, "PENGARUH LITERASI KEUANGAN TERHADAP PENGELOLAAN KEUANGAN PRIBADI," *Jurnal Manajemen, Akuntansi dan Pendidikan (JAMAPEDIK)*, vol. 1, no. 2, p. 2024, 2024, doi: 10.59971/jamapedik.v1i2.53.
- [3] A. T. JØRRING, "Financial Sophistication and Consumer Spending," *J. Finance*, vol. 79, no. 6, pp. 3773–3820, Dec. 2024, doi: <https://doi.org/10.1111/jofi.13393>.
- [4] T. Pangarkar, "Personal Finance Apps Market to Achieve US\$ 53.6 Bn by 2033, North America holding US\$ 3.7 Bn Revenue (36.8%)," 2025, [Online]. Available: <https://www.einpresswire.com/article/77989513/personal-finance-apps-market-to-achieve-us-53-6-bn-by-2033-north-america-holding-us-3-7-bn-revenue-36-8>
- [5] A. Zulkarnain and A. Satrianto, "The Effect of Financial Literacy and Financial Inclusion on Income Inequality in Indonesia," *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, vol. 21, no. 02, pp. 179–188, 2023, doi: 10.22219/jep.v21i02.29327.
- [6] M. Abdulloh, "Digital Transformation of Bank Syariah Indonesia Services and Its Impact on Financial Inclusion," *Invest Journal of Sharia & Economic Law*, vol. 3, no. 2, pp. 224–235, 2023, doi: 10.21154/invest.v3i2.6977.
- [7] M. B. Garcia and J. P. Claour, "Mobile Bookkeeper: Personal Financial Management Application with Receipt Scanner Using Optical Character Recognition," in *2021 1st Conference on Online Teaching for Mobile Education (OT4ME)*, 2021, pp. 15–20. doi: 10.1109/OT4ME53559.2021.9638794.
- [8] R. Sari, I. Musa Adi, and A. Hidayati, "Personal Track Your Cash: Prototipe Aplikasi Pembacaan Setruk 0020 Belanja Menggunakan OCR dan Google Vision," 2023.
- [9] M. F. Septiawan, S. Anraeni, and R. Ramdaniah, "Receipt Scanning with EasyOCR and ChatGPT-4o in a Mobile Finance App: an Agile Kanban Approach," *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, vol. 9, no. 4, pp. 1848–1857, Oct. 2025, doi: 10.70609/g-tech.v9i4.7822.
- [10] A. Pahsa, "Financial technology decision support systems," *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, vol. 11, no. 1, Jan. 2024, doi: 10.1186/s43067-023-00130-0.
- [11] K. Meng, M. S. Mahapatra, and J. J. Xiao, "Artificial Intelligence and Consumer Financial Behavior: A Systematic Literature Review and Agenda for Future Research," *Journal of Consumer Behaviour*, vol. 24, no. 4, pp. 1755–1786, Jul. 2025, doi: <https://doi.org/10.1002/cb.2497>.
- [12] C. Meske and E. Bunde, "Design Principles for User Interfaces in AI-Based Decision Support Systems: The Case of Explainable Hate Speech Detection," *Information Systems Frontiers*, 2022, doi: 10.1007/s10796-021-10234-5.
- [13] F. R. da S. Oliveira and F. B. de L. Neto, "Method to Produce More Reasonable Candidate Solutions With Explanations in Intelligent Decision Support Systems," *Ieee Access*, vol. 11, pp. 20861–20876, 2023, doi: 10.1109/access.2023.3250262.
- [14] S. Chowdhury, "Transforming Chemical Process Engineering: The Role of AI and Machine Learning in Revolutionizing Process Systems," *Can. J. Chem. Eng.*, vol. 104, no. 2, pp. 699–731, 2025, doi: 10.1002/cjce.70032.
- [15] E. S. Parilla and M. E. Abadilla, "Saving, Buying and Spending Patterns of Overseas Filipino Workers in the Ilocos Region," *International Journal of Entrepreneurship and Sustainability Studies*, vol. 3, no. 2, pp. 13–28, Dec. 2023, doi: 10.31098/ijeass.v3i2.1619.

- [16] J. R. J. Thompson, L. Feng, R. M. Reesor, and C. Grace, "Know Your Clients' Behaviours: A Cluster Analysis of Financial Transactions," *Journal of Risk and Financial Management*, vol. 14, no. 2, Feb. 2021, doi: 10.3390/jrfm14020050.
- [17] R. Cardani, O. Croitorov, M. Giovannini, P. Pfeiffer, M. Ratto, and L. Vogel, "The euro area's pandemic recession: A DSGE-based interpretation," *J. Econ. Dyn. Control*, vol. 143, Oct. 2022, doi: 10.1016/j.jedc.2022.104512.
- [18] J. P. Fouché, "COVID-19 and the financial well-being and personal finances of South African households," *Journal of Economic and Financial Sciences*, vol. 16, no. 1, 2023, doi: 10.4102/jef.v16i1.830.
- [19] A. Bangor, P. Kortum, and J. Miller, "Determining What Individual SUS Scores Mean: Adding an Adjective Rating Scale," 2009.
- [20] S. S., S. S., and H. S. Noorul, "Transforming Fraud Detection in Banking with Explainable AI: Enhancing Transparency and Trust," *Journal of Technology Informatics and Engineering*, vol. 4, no. 2, pp. 251–260, Aug. 2025, doi: 10.51903/jtie.v4i2.267.
- [21] I. Gede Widiyantara and M. A. Romli, "Jurnal Vocational Teknik Elektronika dan Informatika," vol. 12, no. 4, 2024, [Online]. Available: <http://ejournal.unp.ac.id/index.php/voteknika/>
- [22] A. J. Ramme *et al.*, "Personal Finance Primer for the Future Orthopaedic Surgeon: A Starting Point," *JBJS Open Access*, vol. 6, no. 1, Feb. 2021, doi: 10.2106/JBJS.OA.20.00006.
- [23] T. D. Le, N. Nguyen, and Q. Nguyen, "Technology and happiness: the association between online budget planner and financial satisfaction," *Review of Behavioral Finance*, vol. 17, no. 1, pp. 100–122, Nov. 2024, doi: 10.1108/RBF-04-2024-0106.
- [24] Haowei Yang, Zhan Cheng, Zhaoyang Zhang, Yuanshuai Luo, Shuaishuai Huang, and Ao Xiang, "Analysis of Financial Risk Behavior Prediction Using Deep Learning and Big Data Algorithms," *Academic Journal of Business & Management*, vol. 6, no. 10, 2024, doi: 10.25236/ajbm.2024.061039.
- [25] M. R. Kale, I. S. Sundar, B. Jayabalan, B. Desai, A. K. Bhagat, and S. S. Pund, "Revolutionizing Mobile Banking System: Novel ML-Based Approach for Securing Cloud Data," *Journal of Internet Services and Information Security*, vol. 15, no. 1, pp. 170–181, Feb. 2025, doi: 10.58346/JISIS.2025.11.011.