

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Problematika keuangan di negara berkembang masih menjadi isu yang signifikan, khususnya berkaitan dengan perilaku keuangan (*financial behavior*), lemahnya perencanaan finansial, serta meningkatnya tekanan utang rumah tangga. Pengelolaan keuangan pribadi pada dasarnya bertujuan untuk memastikan individu mampu mengendalikan arus kas bulanan, membayar kewajiban tepat waktu, memiliki tabungan untuk menghadapi guncangan finansial, serta tetap berada pada jalur pencapaian tujuan keuangan jangka panjang [1]. Namun dalam praktiknya, pengambilan keputusan finansial sering kali dipengaruhi oleh faktor emosional sehingga tidak sepenuhnya rasional [1]. Rendahnya literasi keuangan turut memperparah kondisi ini, di mana literasi keuangan tidak hanya mencakup pengetahuan, tetapi juga kesadaran, sikap, keterampilan, serta perilaku yang diperlukan untuk mengambil keputusan finansial yang sehat [2, 3]. Secara empiris, 60,6% generasi milenial tidak memiliki perencanaan keuangan yang jelas, sementara 51,1% pendapatan mereka habis untuk kebutuhan dasar dan gaya hidup, dengan tingkat tabungan yang hanya mencapai 10,7% dari pendapatan [4].

Di sisi lain, praktik pengelolaan keuangan juga masih dilakukan secara manual dan berbasis aturan generik. *Budgeting* memang merupakan aspek penting dalam menjaga keseimbangan dan keberlanjutan keuangan rumah tangga, karena membantu keluarga mengalokasikan pendapatan secara efektif, menghindari utang, serta mencapai tujuan finansial [1]. Namun banyak individu menganggap proses penyusunan alokasi keuangan sebagai sesuatu yang kompleks dan melelahkan, sehingga sering kali berujung pada pengeluaran yang berlebihan, rendahnya tabungan, dan peningkatan utang [1]. Pendekatan tradisional seperti metode pembagian proporsional tetap (misalnya 50/30/20) belum mempertimbangkan variasi karakteristik demografis, kondisi ekonomi, serta jumlah tanggungan masing-masing individu. Padahal penelitian menunjukkan bahwa faktor pendapatan dan karakteristik generasi berpengaruh terhadap pola konsumsi dan prioritas pengeluaran [5]. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan *one-size-fits-all* dalam alokasi keuangan berpotensi menghasilkan prediksi yang kurang optimal bagi individu dengan kondisi yang berbeda-beda. Perbedaan kondisi finansial, struktur

pendapatan, jumlah tanggungan, serta pola konsumsi tersebut menegaskan bahwa pengelolaan keuangan tidak dapat diseragamkan menggunakan satu aturan baku.

Kondisi tersebut menunjukkan urgensi untuk menghadirkan pendekatan pengelolaan keuangan yang lebih personal dan berbasis data. Dalam konteks ini, pendekatan berbasis *machine learning* menjadi semakin relevan karena memiliki kemampuan dalam mempelajari pola perilaku finansial dari data historis dan menghasilkan prediksi yang personal terhadap karakteristik masing-masing individu [6, 7]. Berbeda dengan metode konvensional yang bersifat statis, *machine learning* mampu menangkap hubungan non-linear yang kompleks antara berbagai faktor finansial dan demografis, sehingga lebih sesuai untuk memodelkan perilaku keuangan yang heterogen [6, 8, 9]. Pendekatan segmentasi berbasis *machine learning* seperti *K-Means clustering* terbukti efektif dalam mengelompokkan pengguna ke dalam kelompok-kelompok homogen berdasarkan karakteristik demografis dan perilaku pengeluaran, sehingga memungkinkan pengembangan strategi pengelolaan keuangan yang lebih personal dan sesuai dengan profil masing-masing individu [10]. Khususnya di negara berkembang, di mana terdapat kesenjangan yang signifikan dalam hal akses informasi finansial dan asimetri data, *machine learning* terbukti mampu mengatasi keterbatasan tersebut melalui pemanfaatan sumber data alternatif untuk menghasilkan analisis perilaku finansial individu yang lebih akurat dan personal [8, 11]. Lebih lanjut, heterogenitas kondisi finansial di negara berkembang sangat tinggi, mulai dari perbedaan struktur pendapatan, jumlah tanggungan, jenis pekerjaan, hingga tingkat kota tempat tinggal, dan studi telah membuktikan bahwa berbagai variabel demografis seperti usia, pendidikan, dan ukuran keluarga terbukti berkorelasi erat dengan pola finansial individu, sehingga variabel-variabel tersebut harus dipertimbangkan secara bersamaan agar heterogenitas rumah tangga dapat dipahami secara menyeluruh [12]. Oleh karena itu, pendekatan *machine learning* berbasis segmentasi menjadi sangat relevan untuk diterapkan, di mana dengan mengelompokkan individu ke dalam segmen-segmen yang homogen secara finansial dan demografis, model yang dibangun pada setiap segmen akan lebih mampu menangkap pola alokasi keuangan yang khas dan relevan untuk kelompok tersebut, sehingga prediksi yang dihasilkan jauh lebih presisi dibandingkan pendekatan *one-size-fits-all* yang selama ini digunakan.

Tinjauan terhadap penelitian-penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa pengembangan sistem pengelolaan keuangan pribadi telah banyak dilakukan, namun masih terdapat beberapa *research gap* yang signifikan. Althnian [13]

mengembangkan sistem *Personal Finance Management* (PFM) berbasis *rule-based* menggunakan mekanisme *forward chaining* yang mampu memberikan saran pengeluaran dan tabungan secara personal berdasarkan kondisi finansial pengguna. Meskipun sistem tersebut berhasil menyediakan rekomendasi yang dapat ditindaklanjuti (*actionable advice*), pendekatannya bersifat statis karena bergantung pada aturan yang telah ditetapkan secara manual oleh pakar, sehingga tidak mampu beradaptasi terhadap pola finansial yang kompleks dan beragam. Senada dengan itu, Dey dan Arefin [1] mengembangkan sistem rekomendasi anggaran rumah tangga berbasis *rule-based* yang membandingkan tiga pendekatan klasifikasi, yaitu *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Naive Bayes*, dan *rule-based classifier*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa KNN mencapai akurasi tertinggi sebesar 96,67%, diikuti *Naive Bayes* sebesar 93%, dan *rule-based system* sebesar 90%. Meskipun KNN menghasilkan akurasi yang lebih tinggi, penelitian tersebut menyimpulkan bahwa *rule-based system* lebih praktis untuk diterapkan karena lebih mudah diinterpretasikan dan tidak membutuhkan komputasi yang besar. Namun demikian, kedua pendekatan tersebut tidak melibatkan segmentasi pengguna secara dinamis berdasarkan perilaku finansial, sehingga rekomendasi yang dihasilkan belum sepenuhnya personal.

Penelitian lain yang lebih relevan dengan pendekatan yang diusulkan dalam penelitian ini adalah studi yang dilakukan oleh Dhanunjay et al. [14] melalui platform SmartSave, yang mengintegrasikan algoritma *K-Means clustering* dengan analitik interaktif untuk melakukan segmentasi finansial pengguna. Dataset yang digunakan mencakup variabel seperti pendapatan, sewa, cicilan, pengeluaran kebutuhan pokok, dan *disposable income*, yang kemudian dinormalisasi menggunakan *z-score* sebelum dilakukan proses *clustering*. Penentuan jumlah *cluster* optimal dilakukan menggunakan *elbow method* dan *silhouette score*, yang menghasilkan empat profil finansial pengguna yaitu *Savvy Savers*, *Comfortable Spenders*, *Stretched Budgeters*, dan *Debt-Burdened*. Hasil evaluasi kualitas *clustering* menunjukkan nilai *Silhouette Coefficient* antara 0,65 hingga 0,82 dan *Davies-Bouldin Index* di bawah 0,75, yang mengindikasikan klaster yang terbentuk memiliki kohesi dan separasi yang baik. Meskipun SmartSave berhasil menghasilkan segmentasi yang bermakna dan rekomendasi strategi alokasi keuangan yang disesuaikan per segmen, platform tersebut tidak dilengkapi dengan model prediktif yang dilatih secara khusus pada setiap *cluster* untuk menghasilkan rekomendasi alokasi keuangan yang lebih akurat dan terukur secara kuantitatif.

Pendekatan *hybrid* antara *clustering* dan model prediktif telah terbukti

efektif pada domain lain yang memiliki karakteristik serupa. Lu dan Zhang [15] mengembangkan sistem rekomendasi diet personal yang menggabungkan *K-Means clustering* dan *Artificial Neural Network* (ANN) untuk mengelompokkan item makanan berdasarkan kandungan nutrisinya, kemudian melatih model *neural network* untuk memprediksi klaster yang paling sesuai bagi pengguna berdasarkan kebutuhan nutrisi mereka. Studi tersebut membandingkan empat model *machine learning*, yaitu *Decision Tree* (DT), *Gradient Boosting Decision Tree* (GBDT), ANN, dan KNN, dengan hasil evaluasi menunjukkan bahwa ANN mencapai performa terbaik dengan akurasi, *F1-score*, *recall*, dan *precision* masing-masing sebesar 0,9983. Temuan ini membuktikan bahwa integrasi *K-Means* dan *neural network* secara *hybrid* mampu menghasilkan sistem rekomendasi yang akurat dan personal. Meskipun penelitian tersebut berada dalam domain nutrisi, kerangka metodologisnya — yakni mengelompokkan data menggunakan *K-Means* kemudian membangun model *neural network* per klaster — sangat relevan dan dapat diadaptasi untuk konteks alokasi keuangan pribadi. Hal ini juga dikonfirmasi oleh Chenghu dan Thammano [16] yang secara langsung membuktikan bahwa model *hybrid* yang menggabungkan algoritma *K-Means* dengan *neural network* mampu meningkatkan performa klasifikasi secara signifikan dibandingkan pendekatan tunggal, dengan *K-Means* berperan dalam membentuk subpopulasi yang lebih homogen sehingga *neural network* pada setiap klaster dapat berkonvergensi lebih cepat dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Oleh karena itu, penelitian ini mengadopsi pendekatan *hybrid* yang serupa, namun diterapkan pada domain *personal finance* dengan membangun model *Feedforward Neural Network* (FNN) untuk setiap klaster yang terbentuk, sehingga diharapkan mampu menghasilkan prediksi alokasi keuangan yang lebih personal dibandingkan pendekatan-pendekatan sebelumnya.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dibuat diatas, dapat dirumuskan beberapa masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana implementasi *hybrid K-Means Clustering* dan *Feedforward Neural Network* untuk klasifikasi dan prediksi alokasi keuangan pribadi?
2. Bagaimana hasil performa model *hybrid K-Means Clustering* dan *Feedforward Neural Network* dalam memberikan klasifikasi dan prediksi

alokasi keuangan pribadi, berdasarkan pengujian menggunakan metrik evaluasi *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)?

1.3 Batasan Permasalahan

Agar penelitian yang dilakukan dapat lebih fokus dan tidak meluas dari pembahasan yang dimaksud, maka penelitian ini memiliki batasan-batasan sebagai berikut:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan dataset sekunder mengenai perilaku keuangan individu di India yang diperoleh dari *platform* Kaggle, dan seluruh nilai finansial dalam penelitian ini disajikan dalam mata uang aslinya, yaitu Rupee India (INR), tanpa dilakukan konversi ke mata uang negara lain.
2. Hasil klasifikasi dan prediksi alokasi keuangan pada penelitian ini terbatas pada karakteristik populasi dan kondisi ekonomi India sebagaimana tercermin dalam dataset yang digunakan, sehingga tidak dapat digeneralisasikan secara langsung untuk merepresentasikan kondisi finansial negara berkembang lain, termasuk Indonesia, mengingat adanya perbedaan struktur ekonomi, daya beli, dan kondisi finansial antarnegara meskipun sama-sama tergolong negara berkembang.
3. Penelitian ini berfokus pada pengembangan model prediksi untuk 12 kategori pengeluaran. Implementasi model dalam bentuk aplikasi tidak termasuk dalam cakupan penelitian ini.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dirumuskan, berikut adalah tujuan penelitian yang dapat diambil:

1. Mengimplementasikan metode *hybrid K-Means Clustering* dan *Feedforward Neural Network* untuk memberikan klasifikasi dan prediksi alokasi keuangan pribadi.
2. Menganalisis performa model *hybrid K-Means Clustering* dan *Feedforward Neural Network* dalam memberikan klasifikasi dan prediksi alokasi keuangan

pribadi berdasarkan metrik evaluasi *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Memperkaya literatur keilmuan di bidang *Artificial Intelligence* melalui pembuktian efektivitas pendekatan *hybrid K-Means Clustering* dan *Feedforward Neural Network* dalam memodelkan pola alokasi keuangan sesuai karakteristik demografis di negara berkembang, dengan India sebagai studi kasus.
2. Menghasilkan kerangka kerja (*framework*) model klasifikasi dan prediksi keuangan berbasis data yang dapat dijadikan acuan bagi pengembangan model serupa pada konteks negara lain, termasuk Indonesia, dengan penyesuaian data dan kondisi finansial yang relevan.

1.6 Sistematika Penulisan

Berisikan uraian singkat mengenai struktur isi penulisan laporan penelitian, dimulai dari Pendahuluan hingga Simpulan dan Saran.

Sistematika penulisan laporan adalah sebagai berikut:

- Bab 1 PENDAHULUAN
Bab ini berisi uraian mengenai latar belakang penelitian yang mendasari pemilihan topik, rumusan masalah yang akan dikaji, batasan masalah untuk memperjelas ruang lingkup penelitian, tujuan penelitian yang ingin dicapai, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan skripsi secara keseluruhan.
- Bab 2 LANDASAN TEORI
Bab ini memaparkan teori-teori yang relevan dan mendukung penelitian, meliputi konsep manajemen keuangan pribadi, algoritma *K-Means Clustering*, algoritma *Feedforward Neural Network*, penjelasan mengenai *hybrid model*, serta metrik evaluasi yang digunakan untuk mengevaluasi model yang telah dibuat.
- Bab 3 METODOLOGI PENELITIAN
Bab ini menjelaskan metode penelitian yang digunakan dalam implementasi

hybrid K-Means Clustering dan *Feedforward Neural Network* untuk alokasi keuangan pribadi. Metodologi yang diterapkan meliputi tahapan pengumpulan data, pra-pemrosesan data, perancangan model *hybrid* yang menggabungkan algoritma *K-Means Clustering* dan *Feedforward Neural Network*, serta evaluasi model yang telah dibuat.

- Bab 4 HASIL DAN DISKUSI

Bab ini menyajikan hasil dari setiap tahapan penelitian yang telah dijelaskan pada Bab 3. Pembahasan meliputi hasil tahap *preprocessing data*, hasil pengelompokan menggunakan metode *K-Means*, hasil penerapan metode *Feedforward Neural Network*, serta evaluasi kinerja model berdasarkan metrik yang digunakan. Selain itu, bab ini juga menampilkan simulasi prediksi terhadap pengguna baru untuk menunjukkan implementasi model yang telah dikembangkan.

- Bab 5 KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi kesimpulan yang diperoleh dari hasil penelitian yang telah dilakukan sesuai dengan tujuan penelitian. Selain itu, disampaikan pula saran-saran yang dapat dijadikan acuan untuk pengembangan penelitian selanjutnya agar dapat meningkatkan kualitas dan performa model yang dihasilkan.

