

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pengelolaan keuangan pribadi (*personal financial management*) merupakan aspek fundamental yang menentukan kesejahteraan finansial individu dalam jangka panjang. Namun, tingkat literasi keuangan di Indonesia masih tergolong rendah. Berdasarkan Survei Nasional Literasi dan Inklusi Keuangan (SNLIK) 2022 oleh Otoritas Jasa Keuangan (OJK), indeks literasi keuangan masyarakat Indonesia hanya mencapai 49,68% [1]. Rendahnya literasi ini berimplikasi pada ketidakmampuan sebagian besar individu dalam memproyeksikan dan mengontrol pengeluaran bulanan secara akurat, yang berujung pada defisit anggaran dan kegagalan mencapai tujuan finansial.

Di sisi lain, penetrasi internet dan adopsi smartphone di Indonesia terus meningkat, mencapai 80,66% pada tahun 2025 [2], mendorong lahirnya berbagai aplikasi pengelolaan keuangan personal berbasis mobile. Aplikasi *Smart-Budgeting* merupakan salah satu platform yang dirancang untuk menjawab tantangan ini melalui fitur pencatatan otomatis dan rekomendasi penganggaran. Agar dapat memberikan saran yang proaktif, *Smart-Budgeting* membutuhkan modul prediksi yang mampu memperkirakan pengeluaran bulanan pengguna berdasarkan profil demografis dan finansial yang tersimpan dalam sistem.

Pemilihan algoritma *machine learning* yang tepat untuk tugas prediksi ini merupakan keputusan desain yang krusial [3]. Permasalahan ini dapat dirumuskan sebagai regresi tabular, di mana variabel *input* adalah atribut profil pengguna dan variabel *output* adalah jumlah pengeluaran bulanan. Dua kandidat algoritma yang relevan untuk dibandingkan adalah *Kolmogorov-Arnold Networks (KAN)*, arsitektur jaringan saraf generasi terbaru yang diperkenalkan oleh Liu et al. [4], dan *Extreme Gradient Boosting (XGBoost)* yang dikembangkan oleh Chen dan Guestrin [7], yang masing-masing mewakili paradigma berbeda dalam *machine learning* modern.

Sejumlah penelitian terdahulu menunjukkan bahwa pendekatan berbasis gradient boosting, khususnya *XGBoost*, unggul dalam menangani hubungan *non-linear* pada data finansial tabular [7], [8]. Sementara itu, arsitektur *KAN* mulai menunjukkan potensi dalam pemodelan fungsi kompleks dengan interpretabilitas yang lebih baik [4], [6]. Namun, penerapannya pada prediksi data keuangan personal masih relatif terbatas dan belum banyak dibandingkan secara langsung dengan algoritma berbasis ensemble seperti *XGBoost*.

Meskipun *KAN* dan *XGBoost* masing-masing memiliki keunggulan yang telah dibahas dalam literatur, belum terdapat penelitian yang secara eksplisit membandingkan performa kedua algoritma tersebut pada kasus prediksi pengeluaran berbasis data demografis dan finansial. Pertanyaan mengenai algoritma mana yang lebih cocok untuk diintegrasikan ke dalam sistem prediksi aplikasi *Smart-Budgeting*, dengan mempertimbangkan akurasi, interpretabilitas, dan efisiensi komputasi, masih belum terjawab secara komprehensif.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan melakukan analisis komparatif antara algoritma *KAN* dan *XGBoost* dalam memprediksi pengeluaran bulanan pengguna menggunakan *Personal Finance ML Dataset* [9]. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan insight mengenai trade-off antara akurasi, interpretabilitas, dan efisiensi komputasi, sekaligus menjadi dasar rekomendasi algoritma untuk modul prediksi *Smart-Budgeting*.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana kinerja algoritma *KAN* dan *XGBoost* dalam memprediksi pengeluaran bulanan (*monthly_expenses_usd*) pada *Personal Finance ML Dataset* berdasarkan metrik *MAE*, *RMSE*, *MAPE*, dan R^2 ?
2. Apakah terdapat perbedaan kinerja yang signifikan secara statistik antara algoritma *KAN* dan *XGBoost* berdasarkan uji *Wilcoxon Signed-Rank Test* pada tingkat signifikansi $\alpha=0,05$? (Catatan: Tingkat signifikansi $\alpha=0,05$ dipilih karena merupakan standar konvensional dalam penelitian *machine learning* yang memberikan tingkat kepercayaan 95%, menyeimbangkan risiko *Type I error* dan kepekaan uji dalam mendeteksi perbedaan kinerja model).
3. Algoritma manakah antara *KAN* dan *XGBoost* yang memberikan kinerja prediksi lebih baik, dan faktor-faktor arsitektural serta karakteristik data apa yang menjelaskan perbedaan kinerja tersebut?

1.3 Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah di atas, tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengimplementasikan dan mengevaluasi algoritma *KAN* untuk memprediksi *monthly_expenses_usd* pada *Personal Finance ML Dataset* menggunakan metrik *MAE*, *RMSE*, *MAPE*, dan R^2 .

2. Menguji signifikansi statistik perbedaan kinerja antara *KAN* dan *XGBoost* menggunakan uji *Wilcoxon Signed-Rank Test* pada tingkat signifikansi $\alpha=0,05$.
3. Membandingkan kinerja *KAN* dan *XGBoost* secara komprehensif mencakup akurasi prediksi, waktu komputasi, dan interpretabilitas model untuk menghasilkan rekomendasi berbasis bukti empiris mengenai algoritma yang paling optimal sebagai modul prediksi pengeluaran pada aplikasi *Smart-Budgeting*.

1.4 Manfaat

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis: Memberikan kontribusi dalam pengembangan ilmu pengetahuan di bidang machine learning, khususnya dalam perbandingan performa algoritma *XGBoost* dan *KAN* untuk tugas prediksi pengeluaran keuangan berbasis data tabular menggunakan pendekatan *machine learning*.
2. Manfaat Praktis:
 - a. Bagi Pengguna Aplikasi: Membantu pengguna dalam merencanakan keuangan bulanan dengan lebih baik.
 - b. Bagi Pengembang Aplikasi: Memberikan rekomendasi algoritma terbaik untuk aplikasi *smart-budgeting*.
 - c. Bagi Masyarakat Umum: Meningkatkan literasi keuangan berbasis data.

1.5 Ruang Lingkup

Agar penelitian ini lebih terarah dan tidak meluas, ditetapkan ruang lingkup sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan terbatas pada *Personal Finance ML Dataset* dari *Kaggle* [9] dengan 32.424 record dan 20 kolom, periode Januari 2020–Juli 2024. Dataset bersifat sintesis dalam satuan *USD*.
2. Variabel target yang diprediksi adalah *monthly_expenses_usd* (total pengeluaran bulanan). Prediksi per-kategori pengeluaran tidak termasuk dalam lingkup penelitian ini.
3. Algoritma machine learning yang dibandingkan terbatas pada *KAN* (implementasi *pykan*) dan *XGBoost* (implementasi *xgboost*). Perbandingan dengan algoritma lain seperti *LightGBM*, *CatBoost*, *Random Forest*, atau *LSTM* tidak termasuk dalam lingkup utama, namun *Regresi Linear* disertakan sebagai model *baseline*.

4. Metrik evaluasi yang digunakan adalah *MAE*, *RMSE*, *MAPE*, dan R^2 . Metrik lain seperti *MSLE* tidak digunakan.
5. Implementasi dilakukan menggunakan *Python* 3.10 pada lingkungan komputasi berbasis *CPU*. Akselerasi *GPU* (misalnya menggunakan *CUDA*) tidak termasuk dalam lingkup penelitian ini.
6. Penelitian berfokus pada perbandingan algoritmik pada tingkat backend machine learning, yang mencakup implementasi dan evaluasi model *KAN* dan *XGBoost*. Perancangan arsitektur sistem, antarmuka aplikasi *mobile Smart-Budgeting*, dan basis data disertakan sebagai gambaran sistem secara keseluruhan untuk memberikan konteks penggunaan modul prediksi, namun pengembangan dan pengujian aplikasi mobile secara penuh tidak termasuk dalam lingkup penelitian ini.
7. Dataset dalam satuan *USD* tidak dikonversi ke Rupiah (IDR) karena konversi tidak mempengaruhi perbandingan algoritmik yang menjadi tujuan utama penelitian.