

**“IMPLEMENTASI LEARNING TO RANK DALAM  
IDENTIFIKASI RISIKO TRANSAKSI FRAUD PADA SISTEM  
KEUANGAN DIGITAL”**

**SKRIPSI**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana  
Program Studi S1 Informatika



disusun oleh

**AZIZI EGATRI MU'THI**

**22.11.4800**

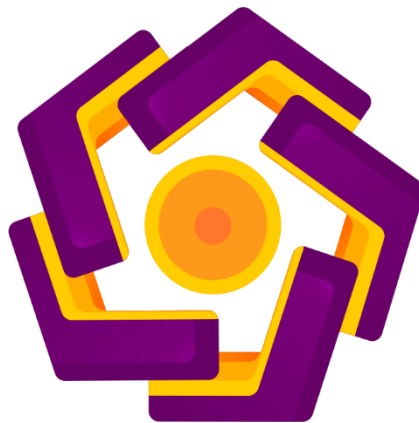
Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA  
YOGYAKARTA  
2026**

**“IMPLEMENTASI LEARNING TO RANK DALAM  
IDENTIFIKASI RISIKO TRANSAKSI FRAUD PADA SISTEM  
KEUANGAN DIGITAL”**

**SKRIPSI**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana  
Program Studi S1 Informatika



disusun oleh

**AZIZI EGATRI MU'THI**

**22.11.4800**

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA  
YOGYAKARTA  
2026**

**HALAMAN PERSETUJUAN**

**SKRIPSI**

**“Implementasi Learning to Rank dalam Identifikasi Risiko  
Transaksi Fraud pada Sistem Keuangan Digital”**

yang disusun dan diajukan oleh

**Azizi Egatri Mu'thi**

**22.11.4800**

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Skripsi  
pada tanggal Rabu, 20 Mei 2026

Dosen Pembimbing,



**Dr. Hartatik, S.T., M.Cs.**

**NIK. 190302106**

**HALAMAN PENGESAHAN**

**SKRIPSI**

**“Implementasi Learning to Rank dalam Identifikasi Risiko  
Transaksi Fraud pada Sistem Keuangan Digital”**

yang disusun dan diajukan oleh

**Azizi Egatri Mu'thi**

**22.11.4800**

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji  
pada tanggal Rabu, 20 Mei 2026

**Susunan Dewan Penguji**

**Nama Penguji**

**Theopilus Bayu Sasongko, S.Kom., M.Eng.**  
**NIK. 190302375**

**Yudha Riwanto, S.Kom., M.Kom.**  
**NIK. 190302702**

**Dr. Hartatik, S.T., M.Cs.**  
**NIK. 190302106**

**Tanda Tangan**



Skripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan  
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer  
Tanggal Rabu, 20 Mei 2026

**DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER**



**Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.**  
**NIK. 190302106**

## HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Azizi Egatri Mu'thi  
NIM : 22.11.4800

Menyatakan bahwa Skripsi dengan judul berikut:

### **"Implementasi Learning to Rank dalam Identifikasi Risiko Transaksi Fraud pada Sistem Keuangan Digital"**

Dosen Pembimbing : Dr. Hartatik, S.T., M.Cs.

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, Rabu 20 Mei 2026

Yang Menyatakan,



Azizi Egatri Mu'thi

## HALAMAN PERSEMBAHAN

Dengan penuh rasa syukur kepada Allah Subhanahu wa Ta'ala, atas limpahan rahmat dan hidayah-Nya sehingga saya dapat menyelesaikan karya tulis ini . Sholawat serta salam kehadiran baginda nabi Muhammad SAW yang telah membawa wahyu serta ilmu yang menerangi dan membawa kita ke zaman yang terang benderang Maka, saya persembahkan ini kepada:

1. Kedua orang tua saya yang telah berkorban banyak tenaga, pikiran, dan materi tanpa lelah dan mengeluh sedikitpun. Semoga Allah SWT selalu memberikan kesehatan dan umur yang panjang. Aamiin.
2. Dosen pembimbing yang telah dengan sabar, bijaksana, dan penuh dedikasi membimbing saya selama proses penyusunan skripsi ini. Terima kasih atas setiap waktu, tenaga, dan perhatian yang Ibu berikan. Semoga segala kebaikan Bapak mendapatkan balasan yang setimpal dari Tuhan Yang Maha Esa.
3. Orang-orang terdekat, sahabat, dan rekan-rekan saya tiap tingkat pendidikan yang saya jalani dari SD, SMP, SMA, Bahkan sampai ke lulus Kuliah, yang sudah memberikan serta mengajarkan banyak motivasi dan pelajaran hidup.
4. Almamater tercinta, Universitas Amikom Yogyakarta yang telah menjadi tempat saya menimba ilmu dan salah satu bab perjalanan dengan segudang pengalaman luar biasa dan banyak cerita didalamnya.

## KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT, karena atas limpahan rahmat, karunia, dan izin-Nya, penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi ini sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Informatika, Universitas Amikom Yogyakarta.

Penyusunan skripsi ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan yang setulus-tulusnya kepada:

Kedua orang tua penulis atas doa, dukungan moral dan material, serta kasih sayang yang tiada henti selama proses studi dan penyusunan skripsi. Serta semua pihak yang telah memberikan bantuan dan dukungan dalam bentuk apa pun selama proses penyusunan skripsi ini. Ibu Dr. Hartatik, S.T., M.Cs. selaku dosen pembimbing yang telah memberikan waktu, perhatian, arahan, serta bimbingan yang sangat berharga dalam proses penyusunan skripsi ini. Tim dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun untuk penyempurnaan karya tugas akhir atau skripsi ini. Seluruh dosen di Program Studi Informatika Universitas Amikom Yogyakarta yang telah memberikan ilmu dan pengalaman selama masa perkuliahan.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih memiliki kekurangan. Oleh karena itu, penulis membuka diri terhadap segala bentuk kritik dan saran yang membangun demi perbaikan di masa yang akan datang.

Yogyakarta, Rabu 20 Mei 2026

Penulis,

Azizi Egatri Mu'thi

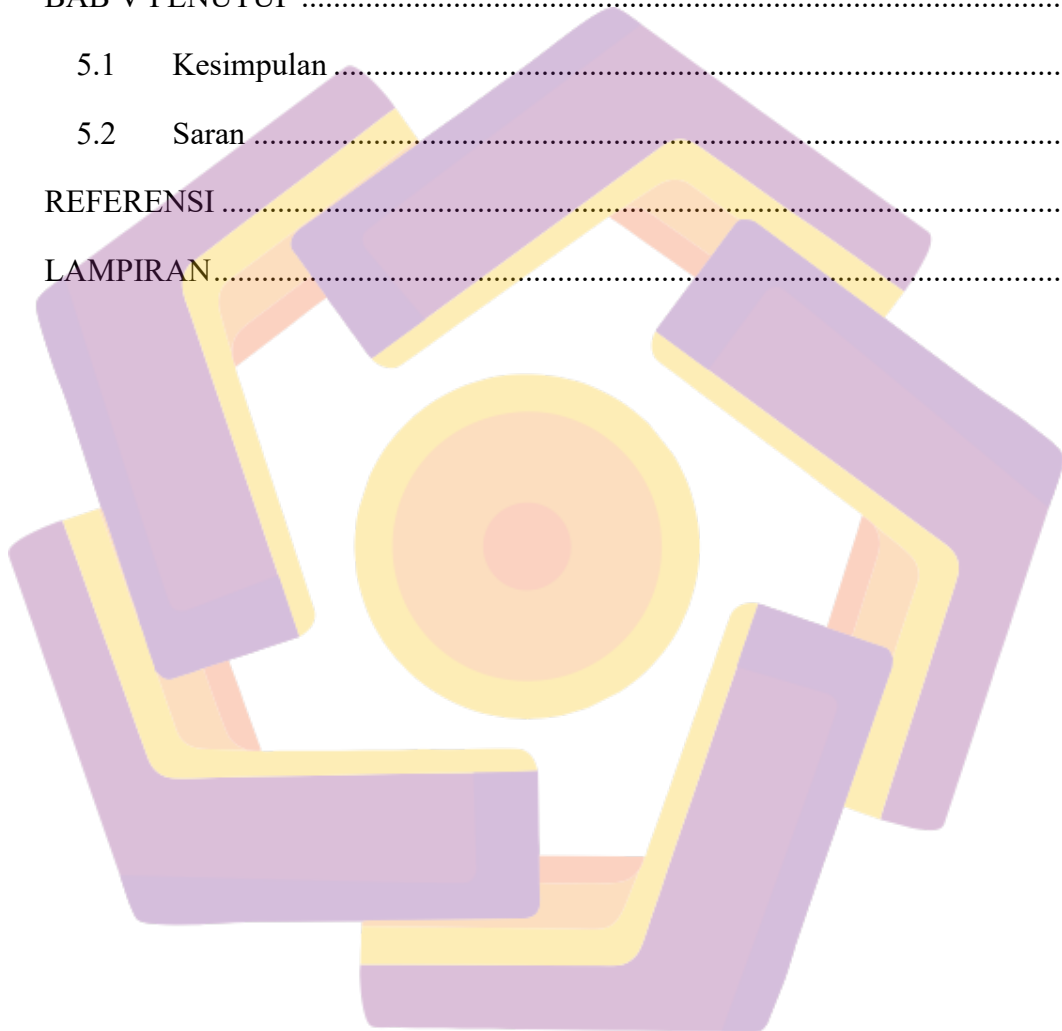
## DAFTAR ISI

|                                           |      |
|-------------------------------------------|------|
| COVER .....                               | i    |
| HALAMAN PERSETUJUAN.....                  | ii   |
| HALAMAN PENGESAHAN .....                  | iii  |
| HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI ..... | iv   |
| HALAMAN PERSEMBAHAN .....                 | v    |
| KATA PENGANTAR .....                      | vi   |
| DAFTAR ISI.....                           | vii  |
| DAFTAR TABEL.....                         | xi   |
| DAFTAR GAMBAR.....                        | xii  |
| DAFTAR LAMPIRAN.....                      | xiii |
| DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN .....        | xiv  |
| DAFTAR ISTILAH.....                       | xvi  |
| INTISARI .....                            | xix  |
| <i>ABSTRACT</i> .....                     | xx   |
| BAB I PENDAHULUAN.....                    | 1    |
| 1.1 Latar Belakang .....                  | 1    |
| 1.2 Rumusan Masalah.....                  | 4    |
| 1.3 Batasan Masalah .....                 | 4    |
| 1.4 Tujuan Penelitian .....               | 5    |
| 1.5 Manfaat Penelitian .....              | 5    |
| 1.6 Sistematika Penulisan .....           | 6    |
| BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....             | 8    |
| 2.1 Studi Literatur .....                 | 8    |

|                                                                     |    |
|---------------------------------------------------------------------|----|
| Tabel 2.1 Keaslian Penelitian .....                                 | 12 |
| 2.2 Dasar Teori.....                                                | 16 |
| 2.2.1 Fraud dalam Sistem Keuangan Digital .....                     | 16 |
| 2.2.2 Machine Learning untuk Fraud Detection .....                  | 16 |
| 2.2.3 Class Imbalance dalam Fraud Detection.....                    | 17 |
| 2.2.4 Time-based Data dalam Transaksi Keuangan.....                 | 18 |
| 2.2.5 Logistic Regression.....                                      | 19 |
| 2.2.6 Random Forest .....                                           | 20 |
| 2.2.7 XGBoost .....                                                 | 21 |
| 2.2.8 Learning to Rank (LTR) .....                                  | 22 |
| 2.2.9 LambdaMART .....                                              | 23 |
| 2.2.10 Gradient Boosting .....                                      | 24 |
| 2.2.11 Model Stacking dan Out-of-Fold (OOF) Prediction.....         | 24 |
| 2.2.12 Transformasi Logit pada Probabilitas.....                    | 25 |
| 2.2.13 Pendekatan Hybrid: Integrasi Pointwise dan Listwise.....     | 26 |
| 2.2.14 Metode Evaluasi Model (ROC-AUC, PR-AUC, NDCG).....           | 26 |
| BAB III METODE PENELITIAN .....                                     | 29 |
| 3.1 Objek Penelitian.....                                           | 29 |
| Gambar 3.1 Data Transaksi Credit Card Fraud Detection Dataset. .... | 30 |
| 3.2 Alur Penelitian .....                                           | 30 |
| Gambar 3.2 Alur Penelitian .....                                    | 31 |
| A. Fase Pengumpulan dan Preprocessing Data.....                     | 31 |
| B. Fase Pembuatan dan Pelatihan Model.....                          | 33 |
| C. Fase Evaluasi dan Analisis Hasil .....                           | 35 |
| 3.3 Alat dan Bahan.....                                             | 36 |

|                                   |                                                                                          |    |
|-----------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 3.3.1                             | Perangkat Keras (Hardware) .....                                                         | 36 |
| 3.3.2                             | Perangkat Lunak (Software) .....                                                         | 36 |
| 3.3.3                             | Dataset Credit Card Fraud .....                                                          | 36 |
| BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN ..... |                                                                                          | 39 |
| 4.1                               | Hasil Preprocessing & Statistik Dataset .....                                            | 39 |
|                                   | Tabel 4.1 Dataset Statistik Split .....                                                  | 39 |
|                                   | Tabel 4.2 Jumlah Query Aktif .....                                                       | 39 |
| 4.2                               | Hasil Baseline Classification .....                                                      | 41 |
|                                   | Tabel 4.3 ROC-AUC & PR-AUC (LR, RF, XGB) .....                                           | 41 |
|                                   | Tabel 4.4 NDCG per-query baseline (apple-to-apple dengan LTR) .....                      | 42 |
| 4.3                               | Distribusi xgb_score (OOF) .....                                                         | 43 |
|                                   | Tabel 4.5 Distribusi xgb_score .....                                                     | 43 |
|                                   | Gambar 4.1 Histogram distribusi xgb_score. ....                                          | 43 |
| 4.4                               | Hasil Dual Pipeline LTR .....                                                            | 44 |
|                                   | Tabel 4.6 Model Pure dan Hybrid .....                                                    | 44 |
|                                   | Gambar 4.2 Learning Curve Pure LambdaMART (NDCG@10 per Iterasi) .....                    | 45 |
|                                   | Gambar 4.3 Learning Curve Hybrid LTR (NDCG@10 per Iterasi) .....                         | 46 |
|                                   | Tabel 4.7 Learning curve iterasi, analisis Per-query breakdown Hybrid LTR<br>.....       | 46 |
| 4.5                               | Fitur Paling Berpengaruh (Feature Importance) .....                                      | 49 |
|                                   | Tabel 4.8 Pure LambdaMART Feature Importance .....                                       | 49 |
|                                   | Tabel 4.9 XGBoost Feature Importance .....                                               | 50 |
|                                   | Gambar 4.4 Perbandingan Feature Importance Pure LambdaMART dan<br>XGBoost Baseline ..... | 51 |
| 4.6                               | Perbandingan Semua Model .....                                                           | 52 |

|                                                                   |    |
|-------------------------------------------------------------------|----|
| Tabel 4.10 Ranking Semua Model berdasarkan NDCG@10, @20, @50..... | 52 |
| 4.7 Analisis Kualitatif .....                                     | 53 |
| Tabel 4.11 Top-15 qid=42 (NDCG=1,0 sempurna).....                 | 53 |
| Tabel 4.12 top-15 qid=45 (NDCG=0,61 terendah).....                | 54 |
| BAB V PENUTUP .....                                               | 55 |
| 5.1 Kesimpulan .....                                              | 55 |
| 5.2 Saran .....                                                   | 56 |
| REFERENSI .....                                                   | 57 |
| LAMPIRAN.....                                                     | 59 |



## DAFTAR TABEL

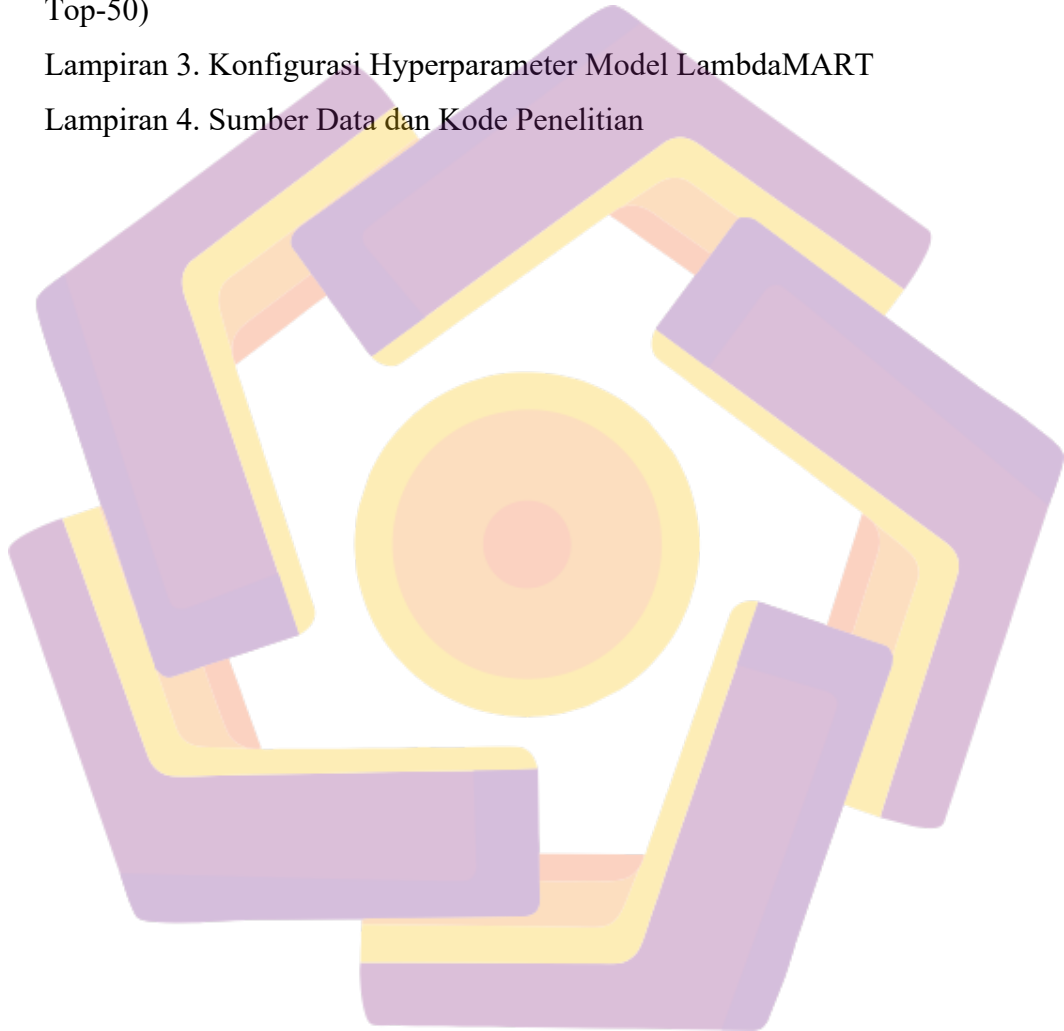
|                                                               |    |
|---------------------------------------------------------------|----|
| Tabel 2.1 Keaslian Penelitian                                 | 12 |
| Tabel 3.1 Dataset Credit Card Fraud                           | 37 |
| Tabel 3.2 Total Dataset Credit Card Fraud                     | 38 |
| Tabel 4.1 Dataset Statistik Split                             | 39 |
| Tabel 4.2 Jumlah Query Aktif (Data Test)                      | 39 |
| Tabel 4.3 ROC-AUC & PR-AUC Baseline Classification            | 41 |
| Tabel 4.4 NDCG per-query Baseline (Apple-to-Apple dengan LTR) | 41 |
| Tabel 4.5 Distribusi <code>xgb_score</code> (OOF)             | 42 |
| Tabel 4.6 Perbandingan Pure LambdaMART vs Hybrid LTR          | 44 |
| Tabel 4.7 Per-query Breakdown Hybrid LTR                      | 46 |
| Tabel 4.8 Feature Importance Pure LambdaMART (Top-10)         | 49 |
| Tabel 4.9 Feature Importance XGBoost Baseline (Top-10)        | 50 |
| Tabel 4.10 Ranking Semua Model (NDCG@10, @20, @50)            | 52 |
| Tabel 4.11 Top-15 Ranking qid=42 (NDCG=1,0 Sempurna)          | 53 |
| Tabel 4.12 Top-15 Ranking qid=45 (NDCG=0,61 Terendah)         | 53 |

## DAFTAR GAMBAR

|                                                                 |    |
|-----------------------------------------------------------------|----|
| Gambar 2.4 Arsitektur Learning to Rank Berbasis LambdaMART      | 23 |
| Gambar 3.1 Data Transaksi Credit Card Fraud Detection Dataset   | 30 |
| Gambar 3.2 Alur Penelitian                                      | 31 |
| Gambar 4.1 Histogram Distribusi xgb_score                       | 43 |
| Gambar 4.2 Learning Curve Pure LambdaMART (NDCG@10 per Iterasi) | 45 |
| Gambar 4.3 Learning Curve Hybrid LTR (NDCG@10 per Iterasi)      | 45 |
| Gambar 4.4 Feature Importance Pure LambdaMART dan XGBoost       | 51 |

## DAFTAR LAMPIRAN

|                                                                               |    |
|-------------------------------------------------------------------------------|----|
| Lampiran 1. Source Code Implementasi Dual Pipeline LambdaMART                 | 59 |
| Lampiran 2. Contoh Output Peringkat Risiko Fraud (Hybrid LTR, qid=42, Top-50) | 59 |
| Lampiran 3. Konfigurasi Hyperparameter Model LambdaMART                       | 60 |
| Lampiran 4. Sumber Data dan Kode Penelitian                                   | 61 |



## DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN

|                |                                                                              |
|----------------|------------------------------------------------------------------------------|
| $f(x)$         | Fungsi pemetaan fitur ke label                                               |
| $f(q, d)$      | Fungsi ranking query-document                                                |
| $y$            | Label kelas (0: non-fraud, 1: fraud)                                         |
| $p$            | Probabilitas output model klasifikasi                                        |
| $L$            | Nilai logit (log-odds)                                                       |
| $\lambda_{ij}$ | Lambda gradient antar pasangan transaksi                                     |
| $F_m(x)$       | Model ensemble pada iterasi ke-m                                             |
| $\gamma$       | Learning rate                                                                |
| $z$            | kombinasi linear fitur (input fungsi sigmoid, Pers. 2.3)                     |
| $B$            | jumlah pohon pada Random Forest (Pers. 2.6)                                  |
| $\hat{p}$      | probabilitas prediksi model (Pers. 2.5)                                      |
| $G$            | jumlah gradien pertama ( $\sum g_i$ ) pada XGBoost (Pers. 2.11)              |
| $H$            | jumlah gradien kedua/Hessian ( $\sum h_i$ ) pada XGBoost (Pers. 2.11)        |
| $R$            | jumlah dokumen relevan dalam query (Pers. 2.18)                              |
| $\eta$         | learning rate Gradient Boosting (Pers. 2.13, setelah diganti dari $\gamma$ ) |
| $h_m(x)$       | Weak learner pada iterasi ke-m                                               |
| $K$            | Nilai cut-off pada metrik ranking ( $K=10, 20, 50$ )                         |
| DCG            | Discounted Cumulative Gain                                                   |
| IDCG           | Ideal Discounted Cumulative Gain                                             |

|          |                                       |
|----------|---------------------------------------|
| NDCG     | Normalized Discounted Cumulative Gain |
| $P(y=0)$ | Probabilitas kelas non-fraud          |
| $P(y=1)$ | Probabilitas kelas fraud              |

## SINGKATAN

|         |                                       |
|---------|---------------------------------------|
| LTR     | Learning to Rank                      |
| ML      | Machine Learning                      |
| PCA     | Principal Component Analysis          |
| OOF     | Out-of-Fold                           |
| AUC     | Area Under Curve                      |
| ROC     | Receiver Operating Characteristic     |
| PR-AUC  | Precision-Recall Area Under Curve     |
| NDCG    | Normalized Discounted Cumulative Gain |
| MAP     | Mean Average Precision                |
| SVM     | Support Vector Machine                |
| XGBoost | Extreme Gradient Boosting             |
| DT      | Decision Tree                         |
| RF      | Random Forest                         |
| LR      | Logistic Regression                   |
| CSV     | Comma-Separated Values                |
| IDE     | Integrated Development Environment    |
| GPU     | Graphics Processing Unit              |
| CPU     | Central Processing Unit               |
| fintech | Financial Technology                  |

## DAFTAR ISTILAH

|                        |                                                                                                                                      |
|------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Fraud Detection        | Sistem yang mendeteksi penipuan / kecurangan transaksi                                                                               |
| Machine Learning       | Cabang Kecerdasan Buatan Sehingga Komputer Bisa Beroperasi Tanpa perintah                                                            |
| Class Imbalance        | kondisi distribusi kelas sangat tidak seimbang; dalam dataset ini rasio fraud:non-fraud = 1:578                                      |
| Learning to Rank (LTR) | Pendekatan machine learning untuk mempelajari fungsi pemeringkatan objek berdasarkan tingkat relevansi                               |
| TimeSeriesSplit        | Varian K-Fold cross-validation yang menghormati urutan waktu; fold validasi selalu lebih baru dari fold pelatihan                    |
| Model Stacking         | teknik ensemble di mana prediksi model pertama digunakan sebagai fitur input untuk model kedua                                       |
| Data Leakage           | Kebocoran informasi dari data uji/masa depan ke proses pelatihan yang menyebabkan performa model tampak lebih baik secara artifisial |
| LambdaMART             | Algoritma LTR yang menggabungkan gradient boosting dengan optimasi metrik ranking (NDCG) via lambda gradient                         |
| Query                  | Kelompok dokumen (transaksi) yang diranking bersama; dalam penelitian ini satu query = transaksi dalam 1 jam                         |
| Relevance              | nilai kepentingan dokumen dalam satu query; dalam penelitian ini binary: 1 = fraud, 0 = non-fraud                                    |

Gradient Boosting      teknik ensemble yang membangun model secara iteratif, setiap iterasi memperbaiki error model sebelumnya

Out-of-Fold (OOF)      teknik prediksi pada training set menggunakan model yang tidak dilatih pada data tersebut, untuk mencegah target leakage

Logit Transform      transformasi  $\log(p/(1-p))$  yang mengubah probabilitas  $[0,1]$  menjadi log-odds  $(-\infty, +\infty)$

Time-Based Split      Pembagian dataset berdasarkan urutan waktu kronologis untuk mencegah kebocoran data temporal

NDCG@K      Normalized Discounted Cumulative Gain — metrik ranking yang mengukur kualitas urutan K dokumen teratas, bernilai  $[0,1]$

Precision@K      proporsi dokumen relevan (fraud) dalam K prediksi teratas

Recall@K      proporsi total dokumen relevan yang berhasil masuk ke dalam K prediksi teratas

MAP@K      Mean Average Precision — rata-rata precision pada setiap posisi fraud ditemukan, dirata-rata seluruh query

ROC-AUC

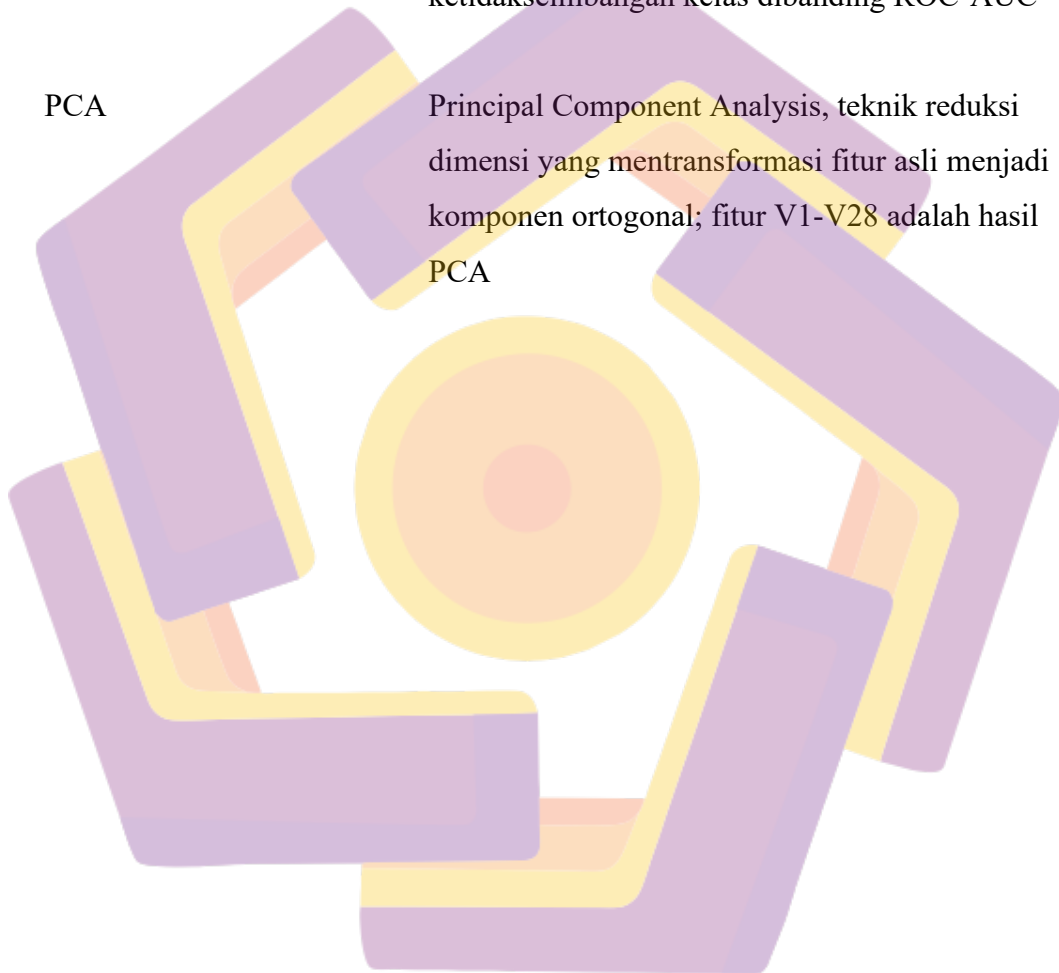
Area Under ROC Curve — metrik klasifikasi yang mengukur kemampuan model memisahkan kelas fraud dan non-fraud secara global

PR-AUC

Area Under Precision-Recall Curve — metrik evaluasi yang lebih sensitif terhadap ketidakseimbangan kelas dibanding ROC-AUC

PCA

Principal Component Analysis, teknik reduksi dimensi yang mentransformasi fitur asli menjadi komponen ortogonal; fitur V1-V28 adalah hasil PCA



## INTISARI

Perkembangan sistem keuangan digital mendorong peningkatan volume transaksi yang signifikan, namun sekaligus menimbulkan risiko *fraud* yang semakin kompleks. Sistem deteksi *fraud* berbasis *machine learning* yang ada saat ini umumnya menerapkan pendekatan klasifikasi biner untuk menentukan apakah suatu transaksi tergolong *fraud* atau bukan. Pendekatan ini memiliki keterbatasan dalam konteks operasional nyata, karena tidak mampu memberikan informasi prioritas investigasi bagi tim analis ketika menghadapi ribuan transaksi yang terdeteksi setiap harinya.

Penelitian ini mengimplementasikan metode *Learning to Rank* berbasis algoritma LambdaMART untuk mengidentifikasi dan memeringkat risiko transaksi *fraud* pada sistem keuangan digital. Dataset yang digunakan adalah *Credit Card Fraud Detection* dari Kaggle yang memuat 284.807 transaksi dengan proporsi *fraud* sebesar 0,17%. Data dibagi menggunakan *time-based split* (70% latih, 15% validasi, 15% uji) dan dikelompokkan dalam Query berbasis jendela waktu satu jam. Arsitektur *Dual Pipeline* dikembangkan untuk membandingkan dua pendekatan, yaitu *Pure LambdaMART* yang dilatih menggunakan fitur asli, dan *Hybrid LTR* yang menggabungkan fitur asli dengan skor probabilitas *Out-of-Fold* (OOF) dari XGBoost *Classifier* yang ditransformasi menggunakan fungsi logit. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik pemeringkatan *Normalized Discounted Cumulative Gain* (NDCG), *Precision*, *Recall*, dan *Mean Average Precision* (MAP).

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *Hybrid LTR* terbukti lebih unggul dalam memprioritaskan transaksi *fraud* dibandingkan model *Pure LambdaMART* dan *baseline* klasifikasi, dengan mencapai skor NDCG@10 tertinggi sebesar 0,816. Pendekatan hibrida ini membuktikan bahwa integrasi ekstraksi pola penipuan secara global dengan optimasi urutan secara lokal mampu menghasilkan daftar prioritas investigasi yang efektif dan adaptif bagi lembaga keuangan dan perusahaan *fintech*.

**Kata kunci:** *Learning to Rank*, LambdaMART, deteksi *fraud*, pemeringkatan risiko transaksi, sistem keuangan digital.

## **ABSTRACT**

*The rapid growth of digital financial systems has led to a significant increase in transaction volume, simultaneously introducing increasingly complex fraud risks. Existing machine learning-based fraud detection systems generally adopt binary classification approaches to determine whether a transaction is fraudulent. However, this approach has limitations in real-world operational contexts, as it fails to provide investigation priority information for analyst teams when handling thousands of flagged transactions daily.*

*This study implements a Learning to Rank method based on the LambdaMART algorithm to identify and rank fraud transaction risks in digital financial systems. The dataset used is the Credit Card Fraud Detection dataset from Kaggle, containing 284,807 transactions with a fraud ratio of 0.17%. Data is split using a time-based approach (70% training, 15% validation, 15% testing) and grouped into queries based on one-hour time windows. A Dual Pipeline architecture was developed to compare two approaches: Pure LambdaMART trained using original features, and Hybrid LTR combining original features with Out-of-Fold (OOF) probability scores from an XGBoost Classifier transformed via a logit function. Model performance is evaluated using ranking metrics including Normalized Discounted Cumulative Gain (NDCG), Precision, Recall, and Mean Average Precision (MAP).*

*The results demonstrate that the Hybrid LTR model is superior in prioritizing fraud transactions compared to the Pure LambdaMART model and the classification baseline, achieving the highest NDCG@10 score of 0.816. This hybrid approach proves that integrating global fraud pattern extraction with local sequence optimization can effectively and adaptively generate investigation priority queues for financial institutions and fintech companies.*

**Keywords:** *Learning to Rank, LambdaMART, fraud detection, transaction risk ranking, digital financial system.*