

# Софийски университет "Св. Кл. Охридски"

## Факултет по математика и информатика

# Курсов Проект

на тема: Откриване на измами с кредитни карти

Студент: Ивелин Бориславов Искренов Ф.Н. ЗМІ0800010

Курс: 4, Учебна година: 2024/25

Преподаватели: проф. Иван Койчев, ..., Консултант(и) (ако има):

\_\_\_\_\_

## Декларация за липса плагиатство:

- Плагиатство е да използваш, идеи, мнение или работа на друг, като претендираш, че са твои. Това е форма на преписване.
- Тази курсова работа е моя, като всички изречения, илюстрации и програми от други хора са изрично цитирани.
- Тази курсова работа или нейна версия не са представени в друг университет или друга учебна институция.
- Разбирам, че ако се установи плагиатство в работата ми ще получа оценка "Слаб".

28.6.25 г.

Подпис на студента:

## Съдържание

- 1. Увод
- 2. Откриване на измами с кредитни карти
- 3. Проектиране
  - 3.1.1. Предварителна обработка на данните
  - 3.2. Имплементация на алгоритмите
    - 3.2.1. Logistic regression
    - 3.2.2. Isolation forest
- 4. Реализация и тестване
  - 4.1. Използвани технологии, платформи и библиотеки
  - 4.2. Реализация и експерименти с Logistic Regression
  - 4.3. Реализация и тестване на Isolation forest
- 5. Заключение
- 6. Използвана литература

#### 1. Увод

С нарастването на електронните плащания и сложността на финансовите транзакции, измамите с кредитни карти представляват сериозен проблем както за банките, така и за клиентите.

Целта на проекта е да се разработят и сравнят два подхода за откриване на измами чрез:

- Logistic Regression обучение с учител, техника за бинарна класификация, която оценява вероятността дадена транзакция да е измама.
- **Isolation Forest** обучение без учител, алгоритъм за откриване на аномалии, който "изолира" отделни наблюдения чрез изграждане на множество случайно конструирани дървета (Isolation Trees).

#### Основните задачи включват:

- Предварителна обработка и стандартизация на данните от CSV файл.
- Реализация на двата алгоритъма на С++.
- Обучение, тестване и оценка на моделите чрез метрики като precision, recall и F1-score.
- Провеждане на 10-кратна крос-валидация за оценка на стабилността на представянето.

## 2. Откриване на измами с кредитни карти

Откриването на измами с кредитни карти е от особена важност за предотвратяване на финансови загуби и защита на потребителите. Съществуват различни подходи за решаване на този проблем, сред които:

- **Класификационни методи:** Например Logistic Regression, които се обучават върху етикетирани данни за разделяне на нормални и измамни транзакции.
- **Методи за откриване на аномалии:** Haпример *Isolation Forest*, които не изискват предварително етикетиране и работят чрез идентифициране на необичайни (изолирани) наблюдения в данните.

Сравнителният анализ между тези подходи помага за определяне на най-подходящото решение в зависимост от естеството и баланса на данните.

#### 3. Проектиране

За решаване на задачата са дефинирани следните ключови компоненти:

### 3.1.1 Предварителна обработка на данните:

- **Четене от CSV:** Използва се функцията readCSV, която зарежда данните от файл *creditcard.csv*, като се спазват ограничения за максимален брой измамни и нормални транзакции.
- **Стандартизация:** Чрез функции като avgValue, standardDeviation и standardize се изчисляват средните стойности, стандартните отклонения и се нормализират характеристиките.
- Разделяне на данните: Данните се разбиват на тренировъчен и тестови набор чрез функцията shuffleAndSplitData. При необходимост е реализирана и крос-валидация чрез стратифицирано разделяне (splitDataIntoStratifiedKFolds и crossValidationTry).

## 3.2 Имплементация на алгоритмите:

## 3.2.1 Logistic Regression

- KJact LogisticRegression:
  - о Съдържа вектор от тегла, пристрастие, learning rate и брой итерации.
  - о Методите включват:
    - sigmoid: Изчисляване на сигмоидната функция.
    - predict: Изчисляване на вероятността даден пример да принадлежи към положителния клас.
    - train: Обучение чрез градиентен спуск с актуализация на теглата и пристрастията.
    - Методи за оценка: precision, recall и fl score.

#### 3.2.2 Isolation Forest

## • Cтруктурата IsolationTree:

- Представлява индивидуално дърво, използвано за изолация на наблюденията.
- о Член-данни:
  - feature\_index: Индекс на избраната за разделяне характеристика (избира се случайно).
  - threshold: Праг за разделяне, определен на базата на минимална и максимална стойност на избраната характеристика.
  - left и right: Указатели към лявото и дясното поддърво.
  - п: Брой на примерите в текущия възел.
  - Н: Хармонично число, изчислено като  $\log(n) + 0.57721$ , използвано за нормализация.
  - isLeaf: Булева променлива, която указва дали възелът е лист.

#### Meтодът build tree:

- Рекурсивно изгражда дървото, като избира на всяка стъпка случайна характеристика и праг за разделяне.
- Спирането на рекурсията се осъществява при достигане на максимална дълбочина (МАХ\_DEPTH) или когато броят на примерите е под минимално зададената стойност (MIN SPLIT SAMPLES).

### • Cтруктурата IsolationForest:

о Съдържа вектор от указатели към изградени дървета и брой на дърветата (TREE COUNT), които формират гората.

#### о Mетодът fit:

• За всяко дърво се извиква build\_tree върху тренировъчния набор и се запазва изчисленото хармонично число за нормализация.

### о Meтодът anomaly score:

- За даден пример се изчислява средната дълбочина на изолация в всички дървета.
- Използва се нормализиращ фактор, изчислен въз основа на хармоничното число.

#### о Meтодът predict:

- Ако аномалната оценка е по-голяма от зададен праг (например 0.50), примерът се класифицира като измама ('1'), в противен случай – като нормален ('0').
- о Допълнителни методи за оценка включват изчисляване на точност, precision, recall и F1-score върху даден набор от данни.

#### о Крос-валидация:

• Функциите splitDataIntoStratifiedKFolds и crossValidationTry реализират стратифицирано разделяне на данните на k групи (folds) и провеждане на 10-кратна крос-валидация, която да оцени стабилността на модела.

#### 4. Реализация, тестване/експерименти

#### 4.1 Използвани технологии, платформи и библиотеки

- Език за програмиране: С++
- Стандартна библиотека на C++ (STL):

Използвани са библиотеки като <iostream>, <vector>, <random>, <cmath>, <fstream>, <sstream>, <algorithm>и <numeric>, които подпомагат:

- о Работа с файлове и потоци
- о Манипулация на данни (вектори и контейнери)
- о Изчислителни и статистически операции
- **Компилатор:** g++ или друг съвместим C++ компилатор
- Интегрирана среда за разработка (IDE): Visual Studio

### 4.2 Реализация и експерименти с Logistic Regression

#### Имплементация:

- **Класът LogisticRegression** съдържа методи за:
  - o Изчисляване на сигмоидната функция чрез sigmoid.
  - о Предсказване на вероятността даден пример да е положителен чрез метода predict.
  - o Обучение на модела чрез градиентен спуск в метода train, като се актуализират теглата и пристрастията.
  - O Оценка на представянето с помощта на метриките precision, recall и F1 score.

### Обработка на данните:

- Данните се четат от CSV файл с функцията readCSV, след което се стандартизират.
- Функцията shuffleAndSplitData разделя данните на тренировъчен 80% и тестови набор.

#### Изпълнение:

- Програмата стартира от main(), където се зареждат данните, се стандартизират и разделят.
- Моделът се обучава върху тренировъчния набор и след това се оценява чрез изчисляване на recall и F1-score върху тренировъчните и тестовите данни.
- Резултатите се отпечатват в конзолата.

#### 4.3 Реализация и тестване с Isolation Forest

#### Имплементация:

- Структура Isolation tree:
  - о Отговаря за изграждането на индивидуално изолационно дърво.
  - о При избора на разделяща характеристика се избира случайно (например чрез rand() % 29 за 29 характеристики).
  - Meтодът build\_tree:
    - Определя минималната и максималната стойност на избраната характеристика.
    - Генерира случайно число, използвано за изчисляване на праг (threshold).
    - Разделя данните на две групи (ляво и дясно) според това дали стойността е по-малка или по-голяма от прага.

• Рекурсивно изгражда поддърветата, докато не се достигне максимална дълбочина (МАХ\_DEPTH) или броят на примерите стане по-малък от зададения праг (MIN SPLIT SAMPLES).

### о Meтoдът isolation depth:

 Изчислява дълбочината на изолация на даден пример, като връща колко нива трябва да се премине, за да се изолира наблюдението.

## • Структура IsolationForest:

о Съдържа вектор от указатели към множество изолационни дървета (например 150 дървета – TREE\_COUNT).

#### о Meтодът fit:

За всяко дърво се извиква build\_tree, използвайки тренировъчния набор, и се съхранява хармоничното число *H* (изчислено като log(n) + 0.57721), което се използва при нормализиране на аномалните оценки.

#### о Meтодът anomaly score:

- За даден пример се изчислява средната дълбочина на изолация през всички дървета.
- С помощта на нормализиращ фактор се изчислява аномалната оценка.

### o Meтодът predict:

- Ако аномалната оценка надвишава прага (например 0.50), примерът се класифицира като измама ('1'); в противен случай – като нормален ('0').
- о Допълнителни функции за оценка включват изчисляване на точност, precision, recall и F1-score върху зададени данни.

#### Обработка на данните и крос-валидация:

- Данните се зареждат от CSV файл чрез функцията readCSV, както при Logistic Regression.
- Функцията shuffleAndSplitData разделя данните на тренировъчен и тестови набор.
- За по-детайлна оценка на представянето е реализирана и 10-кратна кросвалидация чрез функциите splitDataIntoStratifiedKFolds и crossValidationTry, която осигурява стратифицирано разделяне на данните и изчисляване на средна точност и стандартно отклонение.

#### Изпълнение:

- В main() се зареждат и разделят данните, след което се изгражда моделът чрез създаване на обект от тип IsolationForest с предварително зададен брой дървета.
- Моделът се обучава върху тренировъчния набор чрез извикване на fit.
- След това се изчисляват метриките recall и F1-score както за тренировъчния, така и за тестовия набор, като резултатите се отпечатват в конзолата.

• Възможно е допълнително изпълнение на 10-кратна крос-валидация при потребителски избор.

#### 5. Заключение

В рамките на проекта са реализирани два различни подхода за откриване на измами с кредитни карти:

- Logistic Regression подход, базиран на супервизирано обучение, който позволява добра интерпретируемост и оценка чрез стандартни метрики.
- **Isolation Forest** метод за откриване на аномалии, който чрез изграждането на множество случайни дървета изолира потенциално измамни транзакции.

#### Основни изводи:

### • Logistic Regression:

- о Предимства: Ясно разделение на класовете, лесна интерпретация на коефициентите. Бърз при много количество данни.
- о Ограничения: Изисква наличието на етикетирани данни и може да бъде чувствителен към несбалансирани класове.

#### • Isolation Forest:

- о Предимства: Не се изисква предварително етикетиране, добро представяне при небалансирани данни, сравнително ниска сложност при изчисления.
- о Ограничения: Изборът на оптимални параметри (като максимална дълбочина и брой дървета) е критичен за качеството на класификацията. Бавен при по-големи количества данни.

Проектът предоставя възможност за бъдещи подобрения чрез комбиниране на двата подхода или интегриране на допълнителни техники за регуларизация и оптимизация на моделите.

#### 6. Използвана литература

- 1. GeeksforGeeks. Retrieved from <a href="https://www.geeksforgeeks.org/">https://www.geeksforgeeks.org/</a>.
- 2. Medium. Retrieved from <a href="https://medium.com/">https://medium.com/</a>.
- 3. Онлайн ресурси и статии, свързани с Logistic Regression и откриване на измами с кредитни карти.
- 4. Допълнителни материали, свързани с алгоритъма Isolation Forest.