

**Politechnika Śląska**  
Wydział Matematyki Stosowanej

**Algorytmy Eksploracji Danych**

Dokumentacja Projektowa

**Analiza zachowań klientów sklepu  
internetowego przy użyciu metod redukcji  
wymiarów, klasteryzacji i reguł  
asocjacyjnych**

**Autorzy:** Jakub Darul, Mateusz Lamla

**Grupa:** 1

**Semestr:** V

**Stopień:** I

24 stycznia 2026

# Spis treści

<b>1</b>	<b>Wstęp</b>	<b>2</b>
1.1	Cel projektu . . . . .	2
1.2	Zakres prac . . . . .	2
<b>2</b>	<b>Opis wykorzystanego zbioru danych</b>	<b>2</b>
<b>3</b>	<b>Opis zastosowanych metod</b>	<b>2</b>
3.1	Redukcja wymiarów: PCA . . . . .	3
3.2	Klasteryzacja: k-Means . . . . .	3
3.3	Reguły asocjacyjne: Algorytm Apriori . . . . .	3
<b>4</b>	<b>Opis implementacji</b>	<b>3</b>
<b>5</b>	<b>Wyniki i interpretacja</b>	<b>3</b>
5.1	Wyniki redukcji wymiarów (PCA) . . . . .	3
5.2	Wyniki klasteryzacji (k-Means) . . . . .	4
5.3	Wyniki reguł asocjacyjnych (Apriori) . . . . .	4
<b>6</b>	<b>Podsumowanie</b>	<b>5</b>

# 1 Wstęp

## 1.1 Cel projektu

Celem niniejszego projektu jest przeprowadzenie kompleksowej analizy danych transakcyjnych pochodzących ze sklepu internetowego. Analiza ma na celu wyodrębnienie grup klientów o podobnych profilach zakupowych oraz odkrycie ukrytych wzorców (reguł asocjacyjnych) rządzących doбором produktów do koszyka. Wiedza ta w warunkach rzeczywistych pozwoliłaby na optymalizację strategii marketingowej oraz układu sklepu.

## 1.2 Zakres prac

Projekt obejmuje trzy główne etapy analizy:

1. Przygotowanie danych i inżynierię cech (stworzenie modelu RFM - Recency, Frequency, Monetary).
2. Redukcję wymiarowości danych w celu wizualizacji struktury zbioru.
3. Segmentację klientów (klasteryzację).
4. Wykrywanie reguł asocjacyjnych (analiza koszykowa).

# 2 Opis wykorzystanego zbioru danych

Do analizy wykorzystano zbiór danych "**Online Retail Data Set**", dostępny publicznie w repozytorium UCI Machine Learning Repository.

Zbiór zawiera transakcje z brytyjskiego sklepu internetowego (e-commerce) sprzedającego upominki, z okresu od 01.12.2010 do 09.12.2011.

### Główne atrybuty zbioru:

- InvoiceNo: Unikalny numer transakcji.
- StockCode: Kod produktu.
- Description: Nazwa produktu.
- Quantity: Liczba sztuk produktu w transakcji.
- InvoiceDate: Data i czas transakcji.
- UnitPrice: Cena jednostkowa (w funtach szterlingach).
- CustomerID: Unikalny identyfikator klienta.
- Country: Kraj zamieszkania klienta.

Przed analizą dane zostały oczyszczone z brakujących identyfikatorów klientów oraz zwrotów (ujemne wartości w polu Quantity).

# 3 Opis zastosowanych metod

W projekcie wykorzystano trzy grupy metod eksploracji danych.

### 3.1 Redukcja wymiarów: PCA

**Cel:** Zmniejszenie liczby zmiennych opisujących klienta przy zachowaniu jak największej ilości informacji (wariancji), co umożliwia wizualizację wielowymiarowych danych na płaszczyźnie 2D.

**Charakterystyka:** PCA (Principal Component Analysis) to technika statystyczna przekształcająca zbiór skorelowanych zmiennych w mniejszy zbiór nieskorelowanych zmiennych zwanych głównymi składowymi.

### 3.2 Klasteryzacja: k-Means

**Cel:** Podział bazy klientów na rozłączne grupy (segmenty), wewnątrz których klienci są do siebie podobni.

**Charakterystyka:** Algorytm k-średnich (k-Means) iteracyjnie przypisuje punkty danych do jednego z  $k$  skupień, dążąc do minimalizacji wariancji wewnątrz klastrów. Wymaga wcześniejszego określenia liczby grup.

### 3.3 Reguły asocjacyjne: Algorytm Apriori

**Cel:** Znalezienie powiązań między produktami, tzn. określenie, jakie produkty są często kupowane razem.

**Charakterystyka:** Algorytm Apriori przeszukuje bazę transakcji w celu znalezienia częstych zbiorów produktów, a następnie generuje reguły typu "Jeżeli klient kupił A, to kupi B" na podstawie miar takich jak *Support*, *Confidence* i *Lift*.

## 4 Opis implementacji

Projekt został zrealizowany w języku **Python**. Do analizy wykorzystano następujące biblioteki:

- **Pandas & NumPy:** Przetwarzanie i agregacja danych (stworzenie tabeli z cechami: Frequency, Monetary, Variety).
- **Scikit-learn:** Standaryzacja danych (`StandardScaler`), implementacja PCA oraz algorytmu k-Means.
- **Mlxtend:** Implementacja algorytmu Apriori oraz generowanie reguł asocjacyjnych.
- **Matplotlib & Seaborn:** Wizualizacja wyników.

## 5 Wyniki i interpretacja

### 5.1 Wyniki redukcji wymiarów (PCA)

Zastosowanie PCA pozwoliło zredukować trzy wymiary opisujące klienta (częstotliwość zakupów, wartość koszyka, różnorodność) do dwóch głównych składowych.

TU WSTAW ZDJĘCIE WYKRESU PCA (SCREE PLOT)

Rysunek 1: Wykres osypiska (Scree Plot) pokazujący wariancję wyjaśnioną przez składowe.

**Wynik liczbowy:** Pierwsze dwie składowe (PC1 i PC2) wyjaśniają łącznie około 90% wariancji zbioru. Oznacza to, że reprezentacja 2D jest wiarygodnym przybliżeniem rzeczywistej struktury danych.

## 5.2 Wyniki klasteryzacji (k-Means)

Algorytm k-Means podzielił klientów na 3 klastry. Poniższy wykres przedstawia rozmieszczenie klientów w przestrzeni wyznaczonej przez PCA.

TU WSTAW ZDJĘCIE WYKRESU K-MEANS

Rysunek 2: Segmentacja klientów - wizualizacja klastrów na płaszczyźnie PCA.

### Interpretacja klastrów (na podstawie średnich wartości):

- **Klaster 0 (Niebieski):** Klienci okazjonalni. Niska częstotliwość zakupów i niska wartość koszyka. Stanowią najliczniejszą grupę.
- **Klaster 1 (Zielony):** Klienci regularni. Średnie wydatki, częstsze powroty do sklepu.
- **Klaster 2 (Żółty):** Klienci VIP / Hurtownicy. Bardzo wysoka wartość Monetary i Frequency. Jest to grupa nieliczna, ale kluczowa dla przychodów sklepu.

## 5.3 Wyniki reguł asocjacyjnych (Apriori)

Analiza koszykowa (dla transakcji z Francji) pozwoliła wykryć silne zależności między produktami. Wykres przedstawia zależność między wsparciem (Support) a pewnością (Confidence) reguł.

TU WSTAW ZDJĘCIE WYKRESU APRIORI

Rysunek 3: Rozkład reguł asocjacyjnych: Support vs Confidence (Kolor = Lift).

**Przykładowa znaleziona reguła:**

Antecedents: {SET/6 RED SPOTTY PAPER PLATES}  
Consequents: {SET/6 RED SPOTTY PAPER CUPS}  
Lift: > 1, Confidence: ~0.8-0.9

**Interpretacja:** Klienci kupujący papierowe talerzyki w czerwone kropki z bardzo dużym prawdopodobieństwem (bliskim 90%) kupują również pasujące do zestawu kubeczki. Wysoki wskaźnik *Lift* potwierdza, że nie jest to zbieg okoliczności, lecz silna korelacja produktowa.

## 6 Podsumowanie

Przeprowadzona analiza pozwoliła na skuteczne przetworzenie surowych danych transakcyjnych w użyteczną wiedzę biznesową. Dzięki metodzie PCA możliwa była wizualizacja wielowymiarowych danych. Klasteryzacja k-Means pozwoliła wyodrębnić grupę najbardziej dochodowych klientów (VIP), do których można skierować dedykowane kampanie marketingowe. Z kolei reguły asocjacyjne wskazały konkretne pary produktów (np. zestawy imprezowe), które powinny być oferowane razem (cross-selling) w celu zwiększenia sprzedaży.

Wybór metod okazał się trafny dla specyfiki danych e-commerce, łącząc analizę behawioralną (segmentacja) z analizą produktową (koszykową).