POLITECHNIKA GDAŃSKA
Eksploracja Danych, informatyka 2024/2025

Jakub Bronowski, 193208
Mikołaj Klikowicz, 193264
Maciej Raciniewski, 189774

Projekt z przedmiotu Eksploracja Danych

Drugi etap: Przygotowanie danych + Modelowanie

Speed Dating Experiment

13.06.2025 r.

Spis treści

Jakub Bronowski, 193208
Mikołaj Klikowicz, 193264
Maciej Raciniewski, 189774

POLITECHNIKA GDAŃSKA

Eksploracja Danych, informatyka 2024/2025

1. Charakterystyka zbioru danych

1.1. Pochodzenie

https://www.kaggle.com/datasets/annavictoria/speed-dating-experiment

1.2. Format

.csv

1.3. Liczba przykładów

8378 rekordów

1.4. Ilość zbiorów danych

1

2. Cel eksploracji i kryteria sukcesu

Celem eksploracji danych ze zbioru „Speed Dating Experiment” jest znalezienie odpowiedzi na pytania:

- Czy ludzie potrafią dokładnie przewidzieć swoją postrzeganą wartość na rynku randkowym?
- Sprawdzenie, jaki atrybut najmocniej wpływa na dobór partnera przeciwnej płci.

Kryteria sukcesu, które zostaną przyjęte w celu oceny skuteczności eksploracji danych, obejmują:

- wysoka korelacja (>= 0,6) między przewidywaną a rzeczywistą wartością uczestników na rynku randkowym
- zidentyfikowanie cech, które mają największy wpływ na postrzeganą wartość uczestników
- przeprowadzenie analizy istotności atrybutów ze wskazaniem najistotniejszego

3. Założenia wstępne

Zakładamy, że z racji na olbrzymią ilość kolumn oraz stosunkowo niewielką liczbę wierszy danych najlepiej sprawdzi się klasyfikator oparty na drzewie decyzyjnym.
Kolejnym agrumentem za drzewami decyzyjnym jest ich metodyka pracy, przewidują one wartość żądanego atrybutu w oparciu o inne atrybuty i potrafią zbudować ścieżki zależności między parametrami. Odpowie nam to na jedno z pytań - celi.

4. Przygotowanie danych

4.1. Dane brakujące i dane do ujednolicenia

Nie wystąpiła potrzeba uzupełnienia brakujących danych.

4.2. Zamiana na nominalne/numeryczne

Dla wybranych cech nie było takiej potrzeby.

4.3. Podzbiór danych

Wybrano dane z wydarzeń speed datingu o numerach: 1-5, 10-11, 15-17. Zdecydowano się na te edycje, gdyż zostały one przeprowadzone w tych samych warunkach a sposób oceniania preferencji polegał na rozdziale 100 punktów między kategorie. W innych edycjach warunki przeprowadzenia eksperymenty były inne, znacznie różniące się. Wybranie innych edycji zakłóciłoby porównywanie wyników i wyciągnięcie rzetelnych wniosków.

Jakub Bronowski, 193208
Mikołaj Klikowicz, 193264
Maciej Raciniewski, 189774

5. Wyniki i model

5.1. Krótki opis modelu

Wykorzystano model DecisionTreeClassifier z biblioteki scikit learn. Model ten implementuje drzewo decyzyjne. Model ten przyjmuje postać drzewa binarnego, w którym każdy węzeł odpowiada decyzji podjętej na podstawie jednej z cech opisujących dane, natomiast liść drzewa reprezentuje końcową prognozę – przypisanie do jednej z klas. Uczenie drzewa decyzyjnego polega na rekurencyjnym dzieleniu przestrzeni cech w taki sposób, aby w kolejnych krokach uzyskiwać podzbiory jak najbardziej jednorodne pod względem klas decyzyjnych. Ocenę jakości podziału realizuje się przez atrybut Gini. Wysokość drzewa może być ograniczona, tutaj nie jest.

5.2. Parametry modelu

Do odpowiedzenia na pytanie użyto preferencji nt. aktywności wykonywanych przez uczestników. Dane zostały przetasowane losowo a następnie podzielone na zbiór treningowy i testowy w proporcji 80% do 20%.

5.3. Ewaluacja wyników

Rezultaty pracy modelu zostały ocenione na podstawie wskaźników:

- precision (precyzja) - miara dokładności klasyfikacji, określająca, ile z przewidzianych pozytywnych przypadków jest rzeczywiście pozytywnych,
- recall (czułość) - miara zdolności modelu do wykrywania pozytywnych przypadków, określająca, ile z rzeczywistych pozytywnych przypadków zostało poprawnie przewidzianych,
- F1-score - miara łącząca precyzję i czułość, która jest szczególnie przydatna w przypadku nierównomiernych klas (który tu występuje),
- Support - ilość próbek zadanej klasy.

5.3.1. Próba nr 1

Badana klasa	Precision	Recall	F1-score	Support
0 - brak dopasowania	0.83	0.97	0.90	650
1 - jest dopasowanie	0.42	0.09	0.15	140
Accuracy	-	-	0.82	790
Macro avg	0.63	0.53	0.52	790
Weighted avg	0.76	0.82	0.77	790

Tab. 1
Miary jakości modelu dla zbioru testowego. Próba numer 1

Widać, że dla zbioru testowego dokładność wskazania braku dopasowania jest na wysokim poziomie, czego nie można powiedzieć dla wskazania dobrego dopasowania.

Badana klasa	Precision	Recall	F1-score	Support
0 - brak dopasowania	0.85	0.98	0.91	2610
1 - jest dopasowanie	0.65	0.17	0.27	550
Accuracy	-	-	0.84	3160
Macro avg	0.75	0.57	0.59	3160
Weighted avg	0.81	0.84	0.80	3160

Jakub Bronowski, 193208
Mikołaj Klikowicz, 193264
Maciej Raciniewski, 189774

Tab. 2
Miary jakości modelu dla zbioru treningowego Próba numer 1.

W zbiorze treningowym model radzi sobie dużo lepiej niż w przypadku zbioru testowego.

5.3.2. Próba nr 2

Badana klasa	Precision	Recall	F1-score	Support
0 - brak dopasowania	0.86	0.98	0.92	669
1 - jest dopasowanie	0.61	0.14	0.23	121
Accuracy	-	-	0.85	790
Macro avg	0.74	0.56	0.57	790
Weighted avg	0.82	0.85	0.81	790

Tab. 3
Miary jakości modelu dla zbioru testowego. Próba numer 2

Wnioski podobne jak przy próbie 1. Widać, że dla zbioru testowego dokładność wskazania braku dopasowania jest na wysokim poziomie, wzrosła też dokładność dopasowania. Pozostałe parametry uległy poprawie wzgl. próby 1.

Badana klasa	Precision	Recall	F1-score	Support
0 - brak dopasowania	0.84	0.99	0.91	2591
1 - jest dopasowanie	0.67	0.13	0.22	569
Accuracy	-	-	0.83	3160
Macro avg	0.75	0.56	0.56	3160
Weighted avg	0.81	0.83	0.78	3160

Tab. 4
Miary jakości modelu dla zbioru treningowego Próba numer 2.

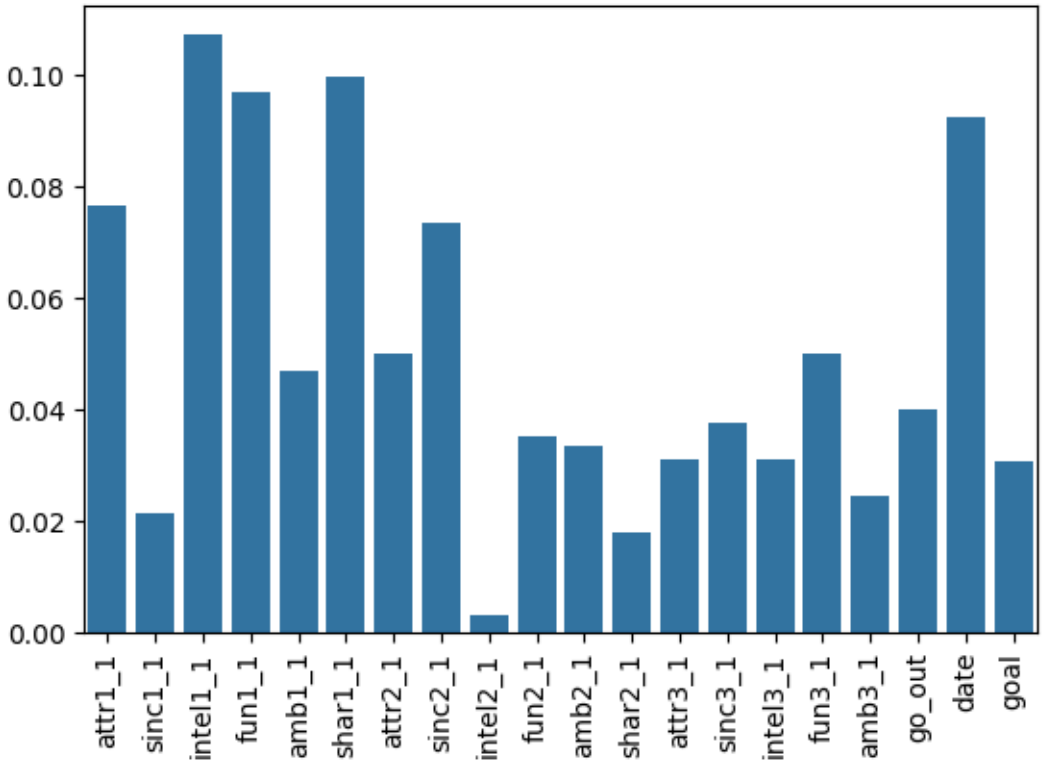
Wyniki niemalże identyczne jak w przypadku próby 1.

Wygenerowano również confusion matrix (macierz pomyłek) która pokazuje jakość przewidywań (obrazuje trafienie, poprawne odrzucenie, chybienie i fałszywe alarmy). Macierze prezentujemy poniżej.

5.4. Wyniki osiągnięte przez model (TODO)

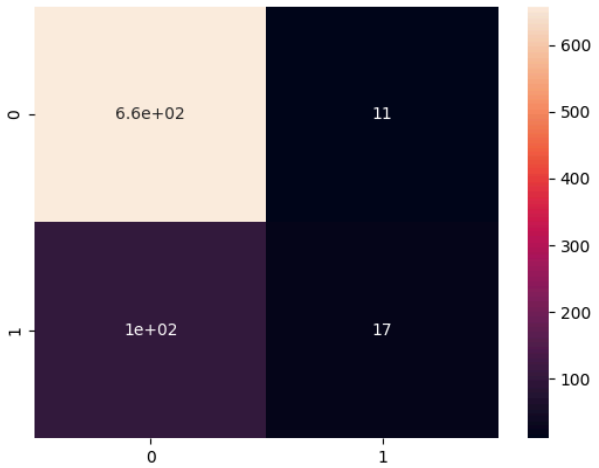
Wygenerowano wykres ważności cech, w zależności od kontekstu. Konteksty obejmowały: tego szukam u partnera/partnerki (atrybuty xxxx1_1), tego szuka płeć przeciwna (atrybuty xxxx2_1), własna ocena (atrybuty xxxx3_1). Do zakresu analizy dodatno również częstotliwość uczęszczania na randki i imprezy.

Jakub Bronowski, 193208
Mikołaj Klikowicz, 193264
Maciej Raciniewski, 189774



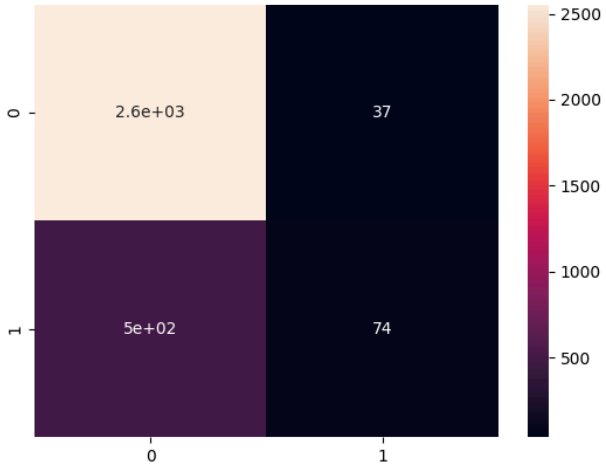
Rysunek 1: Wykres ważności cech wpływający na przewidywanie, czy uczestnicy przypadną sobie do gustu (match będzie zrealizowany).

Wygenerowano także macierz pomyłek dla zbiorów: testowego i treningowego.



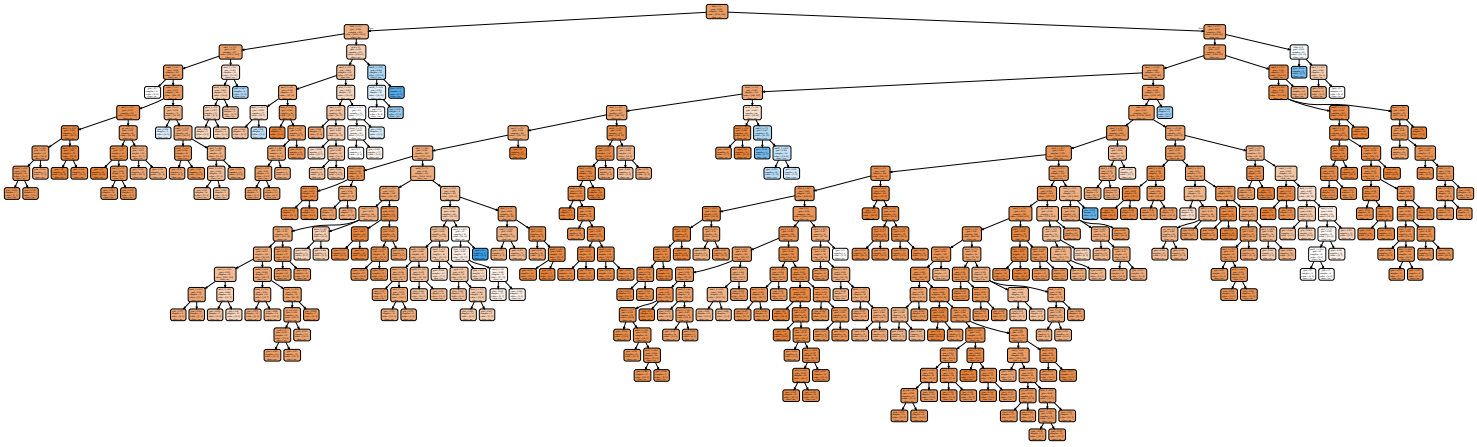
Rysunek 2: Macierz pomyłek dla zbioru testowego.

Jakub Bronowski, 193208
Mikołaj Klikowicz, 193264
Maciej Raciniewski, 189774



Rysunek 3: Macierz pomyłek dla zbioru treningowego.

Powstało również drzewo decyzyjne, niestety z większością liści dających rezultat „brak dopasowania” :(.
Ścieżki dające pozytywny scenariusz zakończone są liśćmi w odcieniach niebieskiego.



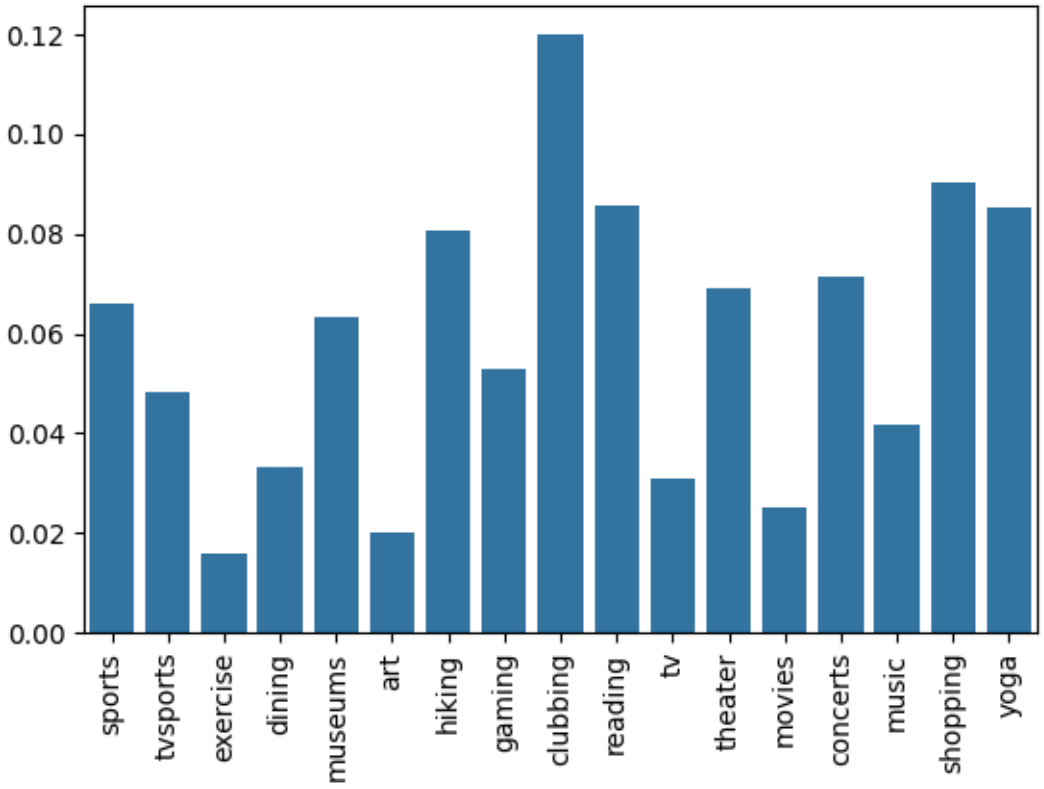
Rysunek 4: Drzewo decyzyjne.

< Opis wyników >

6. Optymalizacja modelu (TODO)

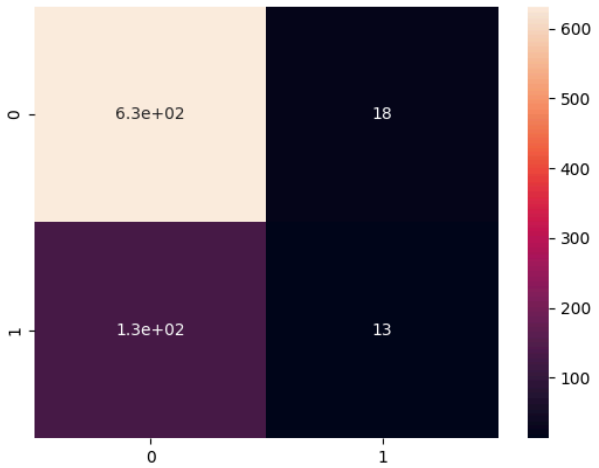
Przeprowadzono drugie badanie z użyciem tego samego modelu, ale innych parametrów. Tym razem wybrano ocenę chęci zaangażowania się w jakąś aktywność pozanaukową.

Jakub Bronowski, 193208
Mikołaj Klikowicz, 193264
Maciej Raciniewski, 189774



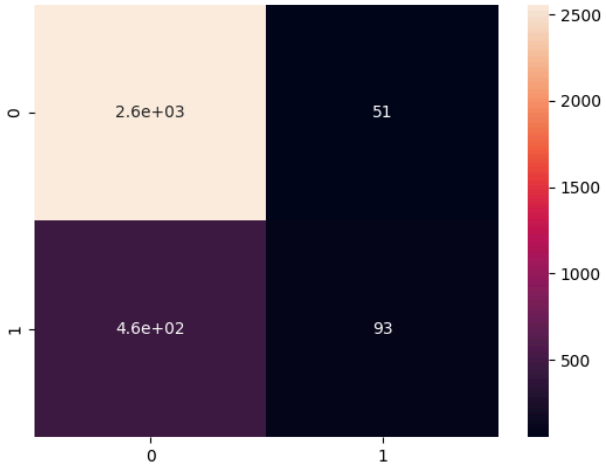
Rysunek 5: Wykres ważności cech wpływający na przewidywanie, czy uczestnicy przypadną sobie do gustu (match będzie zrealizowany).

Wygenerowano także macierz pomyłek dla zbiorów: testowego i treningowego.



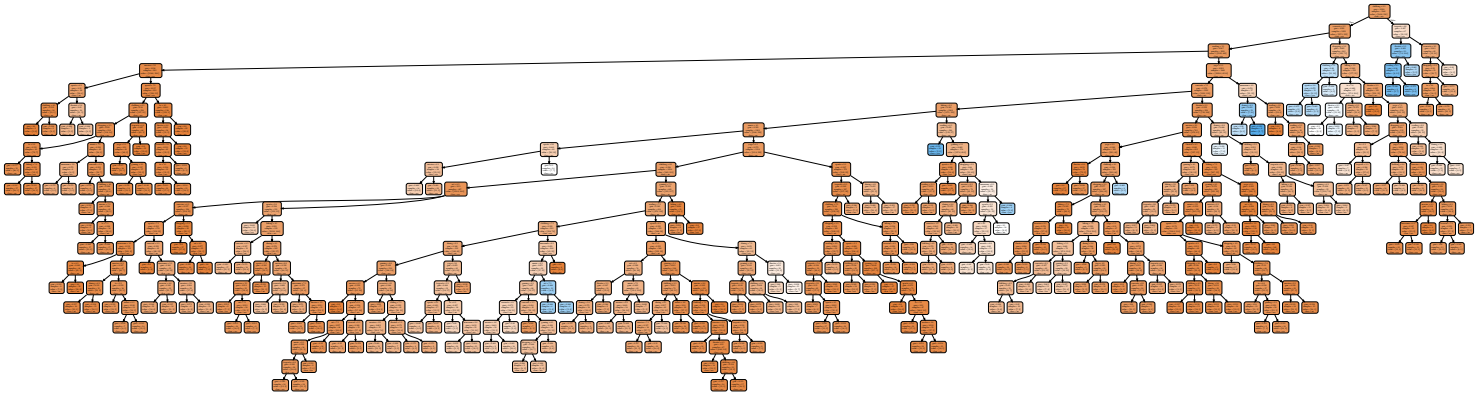
Rysunek 6: Macierz pomyłek dla zbioru testowego.

Jakub Bronowski, 193208
Mikołaj Klikowicz, 193264
Maciej Raciniewski, 189774



Rysunek 7: Macierz pomyłek dla zbioru treningowego.

Powstało również drzewo decyzyjne, niestety z większością liści dających rezultat „brak dopasowania” :(. Ścieżki dające pozytywny scenariusz zakończone są liśćmi w odcieniach niebieskiego.



Rysunek 8: Drzewo decyzyjne.

< Opis wyników >

7. Wnioski (TODO)

< wnioski końcowe, osiągnięte wyniki, komentarz, jakie parametry były najlepsze >