SPRAWOZDANIE

Zajęcia: Nauka o danych I

Prowadzący: prof. dr hab. Vasyl Martsenyuk

Laboratorium Nr 5 Data 23.11.2024 Temat: "Wykorzystanie narzędzi do eksploracyjnej analizy danych (EDA)" Wariant 10	Anna Więzik Informatyka II stopień, niestacjonarne, 1 semestr, gr.1b

1. Polecenie:

   Premise Child Health COVID-19 Health Services Disruption Survey 2020
   http://ghdx.healthdata.org/record/ihme-data/premise-child-health-covid-19-health-services-disruption-survey-2020

   Link do repozytorium: https://github.com/AnaShiro/NoD1_2024

2. Opis programu opracowanego

- Przygotowanie środowiska pracy

```python
import pandas as pd

# Wczytanie danych
df = pd.read_csv('Housing.csv')

# Podstawowe informacje o danych
print(df.info())
print(df.describe())
```

✓ 0.0s Python

- Wczytanie i wstępne przetwarzanie danych

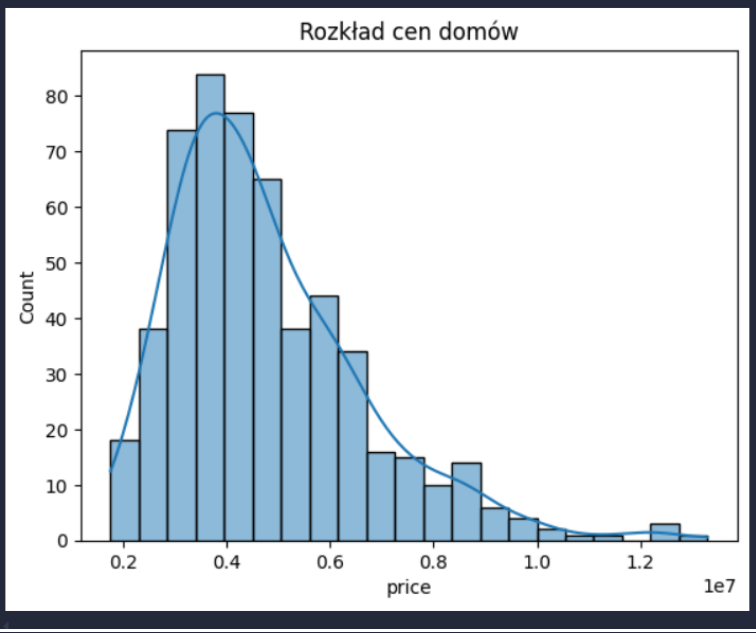
```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 545 entries, 0 to 544
Data columns (total 13 columns):
 #   Column            Non-Null Count  Dtype 
---  ------            --------------  ----- 
 0   price             545 non-null    int64 
 1   area              545 non-null    int64 
 2   bedrooms          545 non-null    int64 
 3   bathrooms         545 non-null    int64 
 4   stories           545 non-null    int64 
 5   mainroad          545 non-null    object
 6   guestroom         545 non-null    object
 7   basement          545 non-null    object
 8   hotwaterheating   545 non-null    object
 9   airconditioning   545 non-null    object
 10  parking           545 non-null    int64 
 11  prefarea          545 non-null    object
 12  furnishingstatus  545 non-null    object
dtypes: int64(6), object(7)
memory usage: 55.5+ KB
None
              price          area    bedrooms   bathrooms     stories  \
count  5.450000e+02    545.000000  545.000000  545.000000  545.000000   
mean   4.766729e+06   5150.541284    2.965138    1.286239    1.805505   
std    1.870440e+06   2170.141023    0.738064    0.502470    0.867492   
...
25%      0.000000
50%      0.000000
75%      1.000000
max      3.000000
Output is truncated. View as a scrollable element or open in a text editor. Adjust cell output settings...
```

+ Code + Markdown

- Detekcja wartości odstających

```
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

# Histogram rozkładu cen
sns.histplot(df['price'], kde=True)
plt.title('Rozkład cen domów')
plt.show()
```

✓ 0.5s




```
from sklearn.ensemble import IsolationForest

# Dopasowanie modelu Isolation Forest
isolation_forest = IsolationForest(contamination=0.05)
df['outliers'] = isolation_forest.fit_predict(df[['price', 'area']])
# Wyświetlenie wartości odstających
print(df[df['outliers'] == -1])
```

✓ 0.3s Python

	price	area	bedrooms	bathrooms	stories	mainroad	guestroom	\
0	13300000	7420	4	2	3	yes	no	
1	12250000	8960	4	4	4	yes	no	
2	12250000	9960	3	2	2	yes	no	
3	12215000	7500	4	2	2	yes	no	
4	11410000	7420	4	1	2	yes	yes	
5	10850000	7500	3	3	1	yes	no	
6	10150000	8580	4	3	4	yes	no	
7	10150000	16200	5	3	2	yes	no	
8	9870000	8100	4	1	2	yes	yes	
9	9800000	5750	3	2	4	yes	yes	
10	9800000	13200	3	1	2	yes	no	
13	9240000	3500	4	2	2	yes	no	
20	8750000	4320	3	1	2	yes	no	
56	7343000	11440	4	1	2	yes	no	
64	7000000	11175	3	1	1	yes	no	
66	6930000	13200	2	1	1	yes	no	
69	6790000	12090	4	2	2	yes	no	
125	5943000	15600	3	1	1	yes	no	
129	5873000	11460	3	1	3	yes	no	
186	5110000	11410	2	1	2	yes	no	
211	4900000	12900	3	1	1	yes	no	
403	3500000	12944	3	1	1	yes	no	
520	2450000	7700	2	1	1	yes	no	
527	2275000	1836	2	1	1	no	no	
...								
530	unfurnished	-1						
537	unfurnished	-1						
541	semi-furnished	-1						
544	unfurnished	-1						

Output is truncated. View as a scrollable element or open in a text editor. Adjust cell output settings...

```python
import plotly.express as px

fig = px.scatter(df, y='outliers', x='price', color='outliers', title='Wartości odstające w danych')
fig.show()
```

0.1s Python

- Analiza głównych składowych (PCA)
  - Wizualizacja redukcji wymiarowości- t-SNE

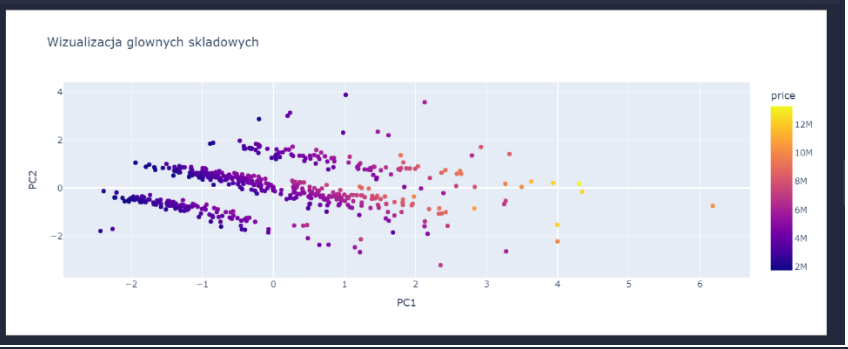
```python
from sklearn.decomposition import PCA
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

# Skalowanie danych
scaler = StandardScaler()
scaled_data = scaler.fit_transform(df[['area', 'price', 'bedrooms']])

# PCA
pca = PCA(n_components=2)
principal_components = pca.fit_transform(scaled_data)

# Wynik PCA
df['PC1'] = principal_components[:, 0]
df['PC2'] = principal_components[:, 1]
print(pca.explained_variance_ratio_)
```

[30] ✓ 0.0s

```
[0.57528546 0.28653528]
```

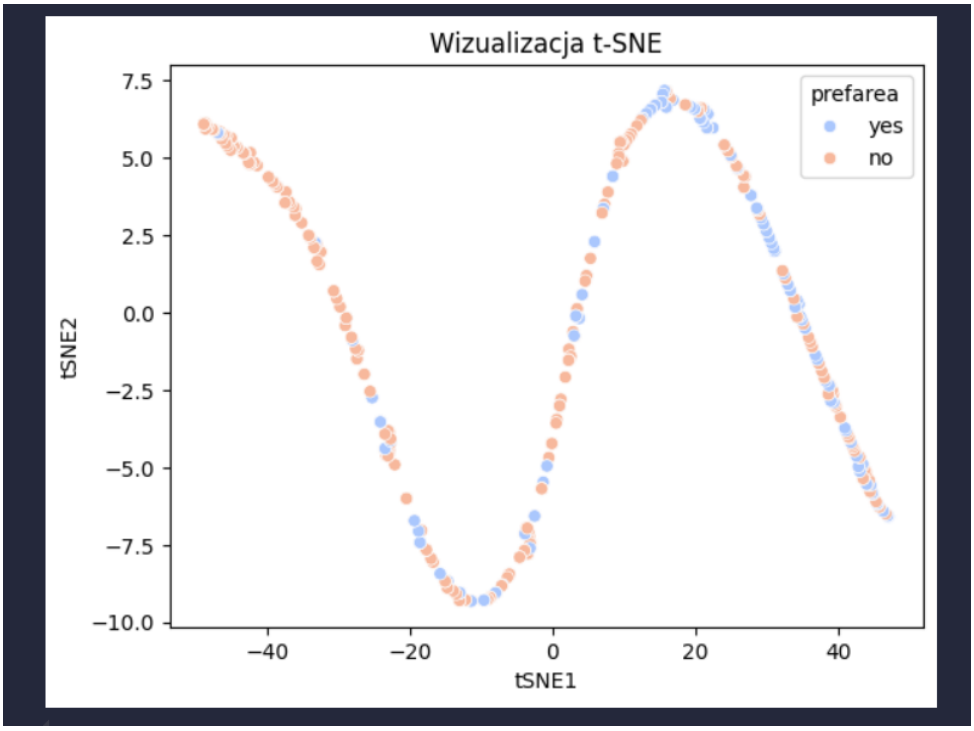
```python
fig = px.scatter(df, x='PC1', y='PC2', color='price', title='Wizualizacja glownych skladowych')
fig.show()
```

0.0s Python




```python
from sklearn.manifold import TSNE

# t-SNE
tsne = TSNE(n_components=2, random_state=42)
tsne_results = tsne.fit_transform(df[['price','area',
                                      'bedrooms','bathrooms','stories','parking']])

# Dodanie wyników do ramki danych
df['tSNE1'] = tsne_results[:, 0]
df['tSNE2'] = tsne_results[:, 1]

# Wizualizacja
sns.scatterplot(data=df, x='tSNE1', y='tSNE2', hue='prefarea', palette='coolwarm')
plt.title('Wizualizacja t-SNE')
plt.show()
```

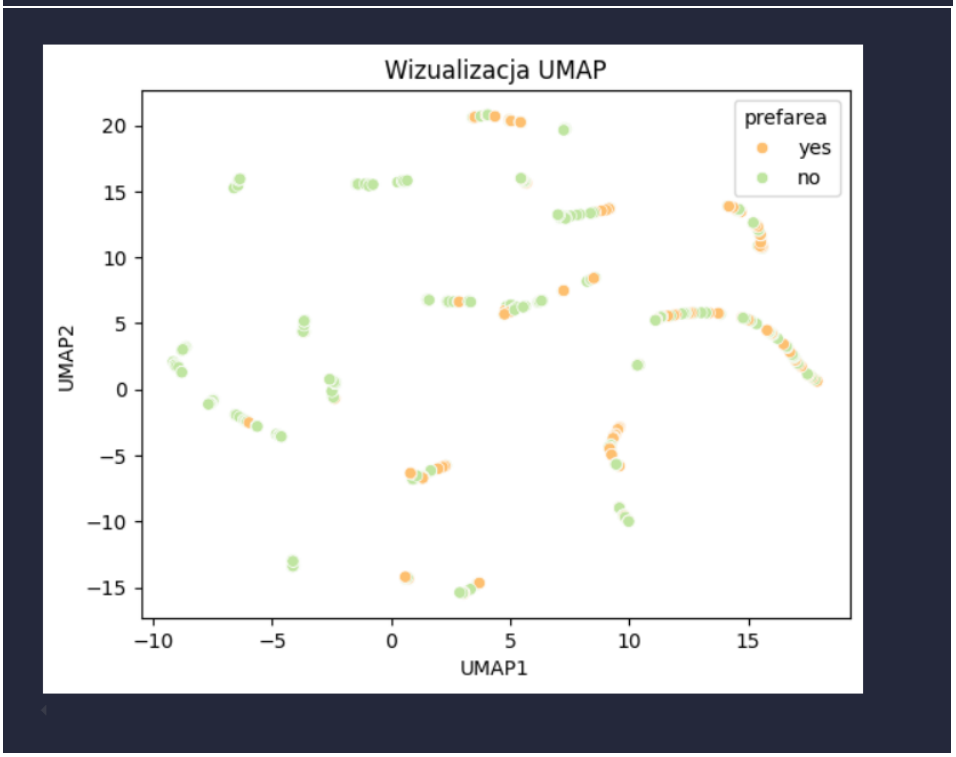
3.1s



- Wizualizacja redukcji wymiarowości-UMAP

```
import umap

# UMAP
reducer = umap.UMAP(n_neighbors=10, min_dist=0.1, random_state=42)
umap_results = reducer.fit_transform(df[['price', 'area', 'bedrooms', 'bathrooms', 'stories', 'parking']])

# Dodanie wyników do ramki danych
df['UMAP1'] = umap_results[:, 0]
df['UMAP2'] = umap_results[:, 1]
# wizualizacja
sns.scatterplot(data=df, x='UMAP1', y='UMAP2', hue='prefarea', palette='Spectral')
plt.title('Wizualizacja UMAP')
plt.show()
```

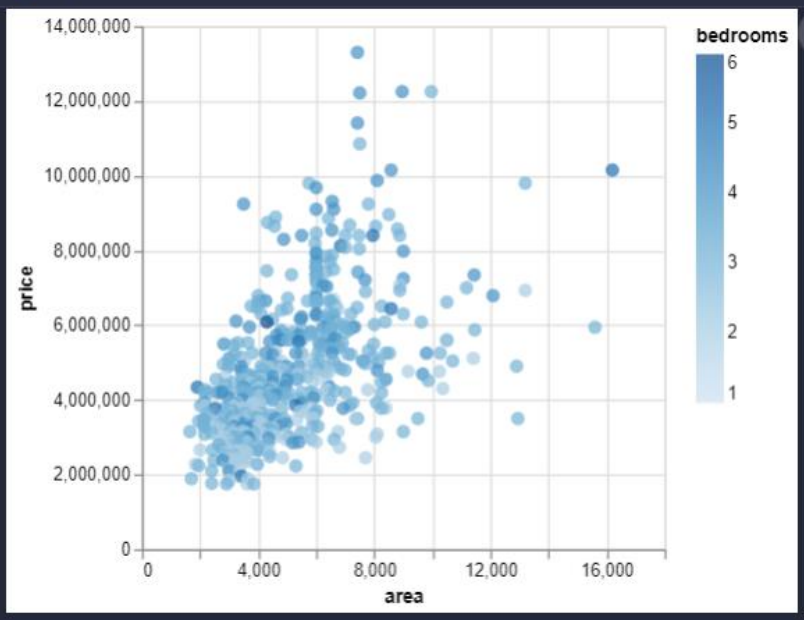
33] ✓ 1.8s



- Testy statystyczne

```
import altair as alt

chart = alt.Chart(df).mark_circle(size=60).encode(
    x='area',
    y='price',
    color='bedrooms',
    tooltip=['area', 'price', 'bedrooms']
).interactive()

chart.show()
```

✓ 0.1s




```
from statsmodels.formula.api import ols
from statsmodels.stats.anova import anova_lm

# Model ANOVA
model = ols('price ~ C(bedrooms)', data=df).fit()
anova_results = anova_lm(model)

print(anova_results)
```

✓ 0.5s

	df	sum_sq	mean_sq	F	PR(>F)
C(bedrooms)	5.0	2.933324e+14	5.866649e+13	19.642037	5.359906e-18
Residual	539.0	1.609876e+15	2.986782e+12	NaN	NaN

3. Pytania kontrolne

- Jak działa algorytm Isolation Forest i jak interpretować jego wyniki?
  Algorytm Isolation Forest wykrywa anomalie przez "izolowanie" rzadkich punktów w danych, budując losowe drzewa decyzyjne. Wyniki interpretujemy na podstawie tzw. score anomalności — punkty z wysokim wynikiem (bliskim 1) są anomaliami, a te z wynikiem bliskim 0 to dane normalne.

- W jaki sposób analiza PCA może pomóc w eksploracyjnej analizie danych?
  PCA (Principal Component Analysis) redukuje wymiarowość danych, przekształcając je w nowe, niezależne zmienne (główne składowe), co ułatwia ich wizualizację i wykrywanie ukrytych wzorców.

- Jakie są zalety wykorzystania interaktywnych wizualizacji?
  Interaktywne wizualizacje umożliwiają użytkownikom dynamiczne eksplorowanie danych, pozwalając na łatwiejsze odkrywanie wzorców, zrozumienie zależności i szybsze podejmowanie decyzji.

- Jak interpretować wyniki testu ANOVA?
  ANOVA porównuje średnie wartości w różnych grupach. Jeśli wynik testu (p-wartość) jest mniejszy niż 0,05, oznacza to, że przynajmniej jedna grupa różni się statystycznie od innych.

- Jak działa algorytm t-SNE i kiedy warto go stosować?
  t-SNE (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding) jest metodą redukcji wymiarowości, która zachowuje lokalne struktury danych, idealna do wizualizacji skomplikowanych danych w niskich wymiarach (np. 2D, 3D).

- W jaki sposób algorytm UMAP różni się od t-SNE?
  UMAP (Uniform Manifold Approximation and Projection) jest podobny do t-SNE, ale jest szybszy i skalowalny na większe zbiory danych. UMAP zachowuje zarówno lokalne, jak i globalne struktury danych.

- Jak interpretować macierz korelacji?
  Macierz korelacji przedstawia zależności między zmiennymi. Wartości bliskie 1 lub -1 wskazują na silną pozytywną lub negatywną korelację, natomiast wartości bliskie 0 oznaczają brak zależności.

4. Wnioski

t-SNE jest potężnym narzędziem do redukcji wymiarowości i wizualizacji danych. Dzięki swojej zdolności do zachowania lokalnych relacji w danych o wysokiej wymiarowości, umożliwia odkrywanie klastrów i wzorców w sposób wizualnie intuicyjny. Jednak w interpretacji wyników należy uwzględniać ograniczenia dotyczące globalnych relacji i konieczności dostosowania hiper parametrów.

Wizualizacje UMAP są cennym narzędziem do interpretacji danych o wysokiej wymiarowości, dostarczając intuicyjnego, niskowymiarowego przedstawienia. Poprzez zachowanie zarówno lokalnych sąsiedztw, jak i globalnych relacji, UMAP pozwala wizualnie wykrywać istotne struktury i związki w złożonych zbiorach danych.

ANOVA jest potężnym narzędziem do analizy różnic między grupami, a funkcja anova.lm w Pythonie pozwala na łatwe przeprowadzenie tej analizy. Kluczową rolę w interpretacji wyników odgrywają wartości p oraz F, które wskazują, czy różnice pomiędzy grupami są istotne statystycznie.