Analiza wielokryterialna wyboru laptopa metodą TOPSIS

Opis ogólny

Celem niniejszej analizy jest wybranie najlepszego laptopa spośród pewnego zbioru modeli na podstawie wielu kryteriów jednocześnie (np. liczba rdzeni, taktowanie CPU, wielkość SSD, RAM, czas baterii, cena, ocena użytkowników).

Do tego zadania zastosujemy metodę **TOPSIS** (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*), która polega na:

- 1. **Normalizacji** danych wejściowych (by były porównywalne).
- 2. **Zastosowaniu wag** dla poszczególnych kryteriów.
- 3. **Wyznaczeniu punktów idealnych i anty-idealnych** (najlepszy i najgorszy możliwy wariant).
- 4. **Obliczeniu odległości** każdej alternatywy (laptopa) od ideału i anty-ideału.
- 5. Wyliczeniu współczynnika bliskości do ideału.
- 6. **Utworzeniu rankingu** według tej miary.

W notatniku kolejno:

- Wczytamy i przygotujemy dane z pliku Excel.
- Wskażemy, które kryteria są korzystne (beneficial), a które kosztowe (cost).
- Określimy wagi tych kryteriów.
- Dokonamy obliczeń metodą TOPSIS.
- Pokażemy ranking najkorzystniejszych laptopów.
- Zobrazujemy wyniki na wykresie.

1. Import bibliotek użytych w projekcie

```
# _______ # 1. Import potrzebnych bibliotek # ______ import pandas as pd # do wczytywania i przetwarzania danych import numpy as np # do obliczeń numerycznych (macierzowych) import matplotlib.pyplot as plt # do tworzenia wykresów
```

2. Funkcja do wczytywania danych

W tej sekcji tworzymy funkcję read_data, która:

- 1. Odczytuje plik Excel o domyślnej nazwie BehawioralnyModel_temp.xls.
- 2. Pomija 5 pierwszych wierszy (ponieważ są one puste i nie zawierają danych).
- 3. Wczytuje kolejne 20 wierszy danych (w przykładzie: wiersze 6–25).
- 4. Nadaje kolumnom konkretne nazwy (z góry ustalone, dopasowane do pliku).
- 5. Konwertuje potrzebne kolumny na typ numeryczny.
- 6. Konwertuje format czasu baterii (np. '12h') na liczbę.
- 7. Usuwa wiersze z brakami danych w kluczowych kolumnach.
- 8. Zwraca gotowy DataFrame.

```
# 2. Funkcja do wczytywania i wstępnej obróbki danych z Excela
def read data(file path="BehawioralnyModel temp.xls"):
    Wczytuje dane z pliku Excel (arkusz 0), pomija 5 pierwszych
wierszy,
    a następnie pobiera 20 wierszy (6-25). Zakłada, że te wiersze
zawierają
    tabele laptopów. Usuwa niepełne wiersze w kluczowych kolumnach.
    Parametry:
    file path : str
        Ścieżka do pliku Excel (domyślna: "BehawioralnyModel temp.xls
- tutaj znajdują się nasze laptopy do porównania").
    Zwraca:
    laptops : pd.DataFrame
        DataFrame zawierający oczyszczone dane o laptopach.
    # Wczytanie arkusza z Excela, z pominięciem 5 wierszy i pobraniem
20
    laptops = pd.read excel(
        file path,
        sheet name=0,
        skiprows=5, # pomijamy 5 wierszy (puste kolumny bez danych)
        nrows=20, # pobieramy następne 20 wierszy (6-25)
header=None # sami nazwiemy kolumny
    )
    # Ustawiamy nazwy kolumn (dopasowane do danych w Excelu)
```

```
laptops.columns = [
        "Marka", "Model", "Producent CPU", "Rdzenie", "Taktowanie",
        "Szerokosc", "Wysokosc", "SSD", "RAM", "Czas_baterii",
        "Cena", "Gwarancja", "GPU typ", "Ocena", "Przekatna",
"Dodatkowa"
    1
    # Konwersja wybranych kolumn na typ numeryczny (błędy -> NaN)
numeric_cols = ["Rdzenie", "Taktowanie", "Szerokosc", "Wysokosc",
"SSD", "RAM", "Cena", "Ocena", "Gwarancja", "Przekatna"]
    for col in numeric cols:
        laptops[col] = pd.to numeric(laptops[col], errors="coerce")
    # Konwersja czasu baterii (np. '12h') do wartości liczbowej
    # Wyciągamy liczby z ewentualnego formatu "XXh"
    laptops["Czas baterii"] =
laptops["Czas_baterii"].astype(str).str.extract(r"(\d+(\.\d+)?)")[0]
    laptops["Czas baterii"] = pd.to numeric(laptops["Czas baterii"],
errors="coerce")
    # Usuwamy wiersze, gdzie kluczowe kolumny zawierają NaN
    laptops.dropna(subset=numeric cols + ["Czas baterii"],
inplace=True)
    # Reset indeksów po usunieciu wierszy
    laptops.reset index(drop=True, inplace=True)
    return laptops
```

3. Metoda TOPSIS

Poniżej definiujemy funkcję topsis, która wykonuje kolejne kroki algorytmu:

1. Normalizacja

Każda kolumna (kryterium) zostaje podzielona przez swoją normę (pierwiastek z sumy kwadratów wszystkich wartości), aby uzyskać wspólną skalę.

2. Uwzględnienie wag

Znormalizowane wartości są mnożone przez ustalone wagi (np. waga 2 oznacza, że dane kryterium jest dwa razy ważniejsze od kryterium z wagą 1).

3. Określenie ideału (best) i anty-ideału (worst)

- Dla kryteriów beneficial (im wyższa wartość, tym lepiej) ideałem jest maksimum, a anty-ideałem minimum.
- Dla kryteriów cost (im niższa wartość, tym lepiej) ideałem jest minimum, a antyideałem maksimum.

4. Odległości od punktów odniesienia

Dla każdego laptopa obliczamy odległość euklidesową zarówno od punktu idealnego, jak i od anty-idealnego.

5. Wskaźnik bliskości

Dla każdego laptopa wyliczamy miarę, która stanowi stosunek odległości od antyideału do sumy odległości od ideału i anty-ideału. Im wyższa ta wartość, tym bliżej "najlepszego" rozwiązania jest dany laptop.

6. Ranking

Na podstawie wskaźnika bliskości ustalamy rangi: miejsce "1" przyznawane jest alternatywie (laptopowi) z najwyższym wskaźnikiem.

Funkcja topsis zwraca DataFrame z kolumnami:

- Score wskaźnik bliskości do ideału,
- Ranking miejsce w rankingu (1 = najlepszy).

```
# 2. Funkcja TOPSIS (bez zmian)
def topsis(df, weights, beneficial cols, cost cols):
   Oblicza ranking metoda TOPSIS.
   df: DataFrame z kolumnami-kryteriami.
   weights: tablica wag (float) długości liczby kolumn w df.
   beneficial cols: kolumny, gdzie więcej = lepiej.
   cost cols: kolumny, gdzie mniej = lepiej.
   data = df.values.astype(float)
   m, n = data.shape
   # Normalizacja (Euklides)
   norm factor = np.sqrt((data ** 2).sum(axis=0))
   normalized = data / norm factor
   # Mnożenie przez wagi
   weighted = normalized * weights
   # Wyznaczenie ideału / anty-ideału
   ideal = np.zeros(n)
   worst = np.zeros(n)
   for j, col in enumerate(df.columns):
       if col in beneficial cols:
          ideal[j] = weighted[:, j].max()
          worst[j] = weighted[:, j].min()
       elif col in cost cols:
          ideal[j] = weighted[:, j].min()
          worst[i] = weighted[:, i].max()
```

```
else:
    # domyślnie: beneficial
    ideal[j] = weighted[:, j].max()
    worst[j] = weighted[:, j].min()

# Odległości od ideału i anty-ideału
dist_ideal = np.sqrt(((weighted - ideal) ** 2).sum(axis=1))
dist_worst = np.sqrt(((weighted - worst) ** 2).sum(axis=1))

# Wskaźnik bliskości
score = dist_worst / (dist_ideal + dist_worst)

# Ranking (1 = najlepszy)
ranking = pd.Series(score).rank(ascending=False)

# Zwracamy wyniki
return pd.DataFrame({"Score": score, "Ranking": ranking},
index=df.index)
```

4. Analiza danych

Poniżej wykonujemy analizę w następujących krokach:

- 1. **Wczytanie danych z pliku Excel** za pomocą funkcji **read_data**. Dane są wstępnie oczyszczane i konwertowane, aby były gotowe do analizy.
- 2. **Wskazanie wybranych kryteriów** w tym miejscu tworzymy nową kolumnę Rozdzielczosc, liczoną jako iloczyn szerokości i wysokości ekranu, a następnie wybieramy interesujące nas kolumny (np. Rdzenie, RAM, Cena i inne).
- 3. **Podział kryteriów na beneficial i cost** ustalamy, które z nich rosnąco są lepsze (np. liczba rdzeni, czas baterii) oraz które kryteria powinny być minimalizowane (np. cena).
- 4. **Ustalenie wag poszczególnych kryteriów** decydujemy, jak ważne jest każde kryterium, np. **Rdzenie** i **RAM** mogą być podwójnie ważne w porównaniu do innych parametrów.
- 5. **Wywołanie funkcji topsis** przekazujemy do niej wybrane kolumny (kryteria), wagi oraz informację, które są beneficial, a które cost. Następnie łączymy wyniki (wskaźniki i rangi) z oryginalną tabelą.
- 6. **Uzyskanie końcowego rankingu** sortujemy laptopy od najlepszego (ranga 1) do najgorszego. Na końcu (opcjonalnie) możemy zwizualizować wyniki na wykresie słupkowym, aby szybko zidentyfikować najbardziej optymalny wybór.

```
laptops df["Rozdzielczosc"] = laptops df["Szerokosc"] *
laptops df["Wysokosc"]
# Wyświetlmy kilka pierwszych wierszy, aby zobaczyć strukturę
print("Podglad wczytanych danych:")
display(laptops df.head())
# Krok B: Wybór kryteriów do analizy TOPSIS
criteria_cols = ["Rdzenie", "Taktowanie", "RAM",
"SSD", "Rozdzielczosc", "Przekatna", "Czas_baterii", "Cena", "Ocena"]
# Tworzymy nowy DataFrame zawierający TYLKO wybrane kryteria
criteria data = laptops df[criteria cols].copy()
# Krok C: Określenie, które kryteria są beneficial, a które cost
          (np. "Rdzenie" -> wiecej rdzeni to lepiej -> beneficial,
           "Cena" -> taniej to lepiej -> cost)
beneficial_cols = ["Rdzenie", "Taktowanie", "RAM", "SSD",
"Rozdzielczosc", "Przekatna", "Czas_baterii", "Ocena"]
cost cols
                = ["Cena"]
# Krok D: Ustalenie wag
          - musi to być wektor np.array o długości równej liczbie
kryteriów (9 kryteriów)
          - interpretacja: np. 1 -> standard, 2 -> dwa razy
ważniejsze, 0.5 -> mniej ważne itp.
           Odpowiada dokładnie kolejności w 'criteria cols':
            [Rdzenie, Taktowanie, RAM, Rozdzielczosc, Przekatna,
Czas baterii, Cena, Ocena]
topsis weights = np.array([
    2, # Rdzenie - bardzo ważne
    2, # Taktowanie - bardzo ważne
    2, # RAM - bardzo ważne
    1, # SSD - średnio ważne
    1, # Rozdzielczosc - średnio ważna
    1, # Przekatna - średnio ważna
    1, # Czas_baterii - najmniej ważna
    1, # Cena - średnio ważna (cost)
    0.5 # Ocena - najmniej ważna
], dtype=float)
# Krok E: Obliczenie rankingu metoda TOPSIS
topsis result = topsis(criteria data, topsis weights, beneficial cols,
cost cols)
# Krok F: Dołączenie wyników do oryginalnych danych
          (Pandas dopasuje wiersze po indeksach, a my otrzymamy nowe
kolumny)
final df = pd.concat([laptops df, topsis result], axis=1)
```

```
# Sortujemy wiersze według rankingu rosnąco (miejsce 1 = najlepszy)
final df.sort values(by="Ranking", inplace=True)
print("\nRanking TOPSIS (posortowany rosnąco według `Ranking`):")
display(final_df[["Marka", "Model", "Score", "Ranking"]])
Podglad wczytanych danych:
                    Model Producent CPU Rdzenie Taktowanie
    Marka
Szerokosc \
     DELL
                     7400
                                  Intel
                                             4.0
                                                         3.9
1980.0
       MS surface book 2
                                  intel
                                             4.0
                                                         4.2
3000.0
                  swift 3
                                 intel
                                             4.0
                                                         3.6
     Acer
1920.0
     MSI
                     g175
                                  intel
                                             6.0
                                                         4.5
1920.0
4 Lenovo
            thinkpad t470
                                  intel
                                             2.0
                                                         3.1
1920.0
   Wysokosc
               SSD
                     RAM Czas baterii Cena Gwarancja
GPU_typ \
                                  13.0 8299.0
                                                     36.0
     1080.0
             256.0 16.0
zintegrowana
     2000.0
             256.0
                     8.0
                                  17.0 7399.0
                                                     12.0
                                                               GTX
1
1050
     1080.0 512.0
                     8.0
                                  13.0 3200.0
                                                     24.0
zintegrowana
     1080.0 256.0
                     8.0
                                   4.0 4549.0
                                                     24.0
                                                             qtx
1660Ti
     1080.0 256.0 16.0
                                  17.0 4049.0
                                                     36.0
zintegrowana
   Ocena Przekatna
                     Dodatkowa
                                Rozdzielczosc
0
     1.0
               14.0
                           NaN
                                    2138400.0
1
     4.0
               13.0
                           NaN
                                    6000000.0
2
     1.0
               14.0
                           NaN
                                    2073600.0
3
     6.0
               17.0
                           NaN
                                    2073600.0
     1.0
               14.0
                           NaN
                                    2073600.0
Ranking TOPSIS (posortowany rosnąco według `Ranking`):
                                                  Ranking
          Marka
                                 Model
                                           Score
10
            HP
                      EliteBook 840 G6
                                        0.638885
                                                      1.0
```

precition 3551

Legion Y740-15IRHg i7

Prestige 14

thinkpad l15

gl75

0.467059

0.456217

0.453290

0.392607

0.358507

2.0

3.0

4.0

5.0

6.0

14

11

8

3

12

DELL

Lenovo

Lenovo

MSI

MSI

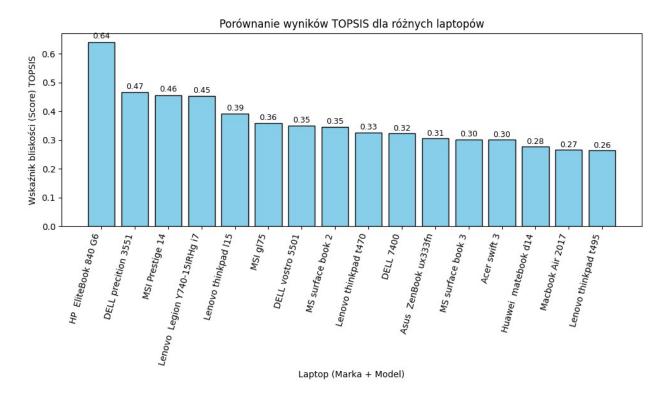
| 15 | DELL | vostro 5501 | 0.346430 | 7.0 |
|----|--------------|----------------|----------|--------------|
| 1 | MS | surface book 2 | | 8.0 |
| 4 | Lenovo | thinkpad t470 | | 9.0 |
| 0 | DELL Asus | | 0.323504 | 10.0 11.0 |
| 5 | MS | surface book 3 | 0.302478 | 12.0 |
| 6 | Acer | swift 3 | 0.300639 | 13.0 |
| | Huawei | matebook d14 | 0.277919 | 14.0 |
| 7 | Macbook Air | 2017 | 0.266318 | 15.0 |
| 13 | Lenovo | thinkpad t495 | 0.263622 | 16.0 |

5. Wizualizacja wyników

Poniżej stworzymy **wykres słupkowy** przedstawiający wartość **Score** (bliskość do ideału) dla kolejnych laptopów w kolejności rankingu:

```
# 5. Wykres słupkowy z wynikami TOPSIS
# Kopiujemy posortowaną tabelę do zmiennej (by nie modyfikować
oryginalnej)
plot data = final df.copy()
# Tworzymy etykiety (np. 2-3 kolumny, żeby było krócej na osi)
labels = plot data["Marka"] + " " + plot data["Model"]
# Parametry wykresu
plt.figure(figsize=(10, 6))
bars = plt.bar(labels, plot data["Score"], color="skyblue",
edgecolor="black")
plt.xticks(rotation=75, ha="right")
plt.xlabel("Laptop (Marka + Model)")
plt.ylabel("Wskaźnik bliskości (Score) TOPSIS")
plt.title("Porównanie wyników TOPSIS dla różnych laptopów")
# Dodajmy wartości nad słupkami (opcjonalne)
for bar in bars:
    height = bar.get height()
    plt.text(
        bar.get_x() + bar.get_width()/2,
        height * 1.01,
        f"{height:.2f}",
        ha="center",
        va="bottom",
        fontsize=9
    )
```

plt.tight_layout()
plt.show()



Wnioski z zastosowania metody TOPSIS

1. Normalizacja danych wejściowych

Wszystkie wybrane kryteria (np. liczba rdzeni, pamięć RAM, cena, rozdzielczość ekranu) zostały sprowadzone do wspólnej skali dzięki procesowi normalizacji. Pozwoliło to wyeliminować wpływ różnych jednostek pomiaru na wynik końcowy.

2. Obliczenie wartości ważonych

Po normalizacji wprowadzono wagi, które odzwierciedlają ważność poszczególnych kryteriów w ostatecznej decyzji (np. "Rdzenie", "Taktowanie", "RAM" otrzymały wagi 2, czyli są znacznie ważniejsze od pozostałych). Dzięki temu można było w prosty sposób włączyć preferencje użytkownika w obliczenia.

3. Wyznaczenie punktów idealnych i anty-idealnych

Dla kryteriów, w których "więcej znaczy lepiej" (beneficial), za ideał uznano najwyższe wartości, a dla typu "im mniej, tym lepiej" (cost) – wartości najniższe. Analogicznie zdefiniowano anty-ideały (najgorsze możliwe wyniki).

4. Obliczenie odległości od punktów odniesienia

Każda alternatywa (laptop) otrzymała dwie miary odległości: jedną względem ideału i drugą względem anty-ideału. Wykorzystano tu odległość euklidesową, która sumuje różnice między wartościami ważonymi a wzorcami.

5. **Obliczenie wskaźnika bliskości**

Wskaźnik (Score) opisuje, jak bardzo dany model laptopa jest zbliżony do ideału, a jednocześnie oddalony od anty-ideału. Im wyższa wartość, tym lepsza pozycja w rankingu.

6. Utworzenie końcowego rankingu

Laptopy posortowano w kolejności malejącej wartości wskaźnika bliskości. Miejsce "1" otrzymuje więc model, który najlepiej równoważy wszystkie kryteria z uwzględnieniem ustalonych wag i rodzajów (beneficial/cost).

Krótka charakterystyka otrzymanych wyników

| Miejsce | Marka | Model | Score |
|---------|--------|---------------------------|----------|
| 1 | HP | EliteBook 840 G6 | 0.638885 |
| 2 | DELL | precition 3551 | 0.467059 |
| 3 | MSI | Prestige 14 | 0.456217 |
| 4 | Lenovo | Legion Y740- 15IRHg i7 | 0.453290 |
| 5 | Lenovo | thinkpad l15 | 0.392607 |
| 6 | MSI | gl75 | 0.358507 |
| ••• | ••• | ••• | ••• |
| 16 | Lenovo | thinkpad t495 | 0.263622 |

Na szczycie rankingu plasuje się **HP EliteBook 840 G6**, który osiąga najwyższy wskaźnik bliskości. Zaraz za nim uplasował się **DELL precition 3551**. Kolejne miejsca (np. **MSI Prestige 14**, **Lenovo Legion Y740**) wskazują, że laptopy te również spełniają większość ustalonych wymagań, choć nie tak dobrze jak lider.

Ostatnie pozycje, takie jak **Lenovo thinkpad t495**, sugerują, że w świetle zdefiniowanych wag i kryteriów (przede wszystkim wydajności procesora, pamięci RAM czy rozdzielczości) nie dorównują urządzeniom z czołówki. Jednak zmiana wag lub dodanie innych kryteriów (np. waga estetyki czy jakości wykonania) może wpłynąć na ich ocenę.

Dzięki TOPSIS uzyskaliśmy **przejrzystą metodę** decyzyjną, która jasno wskazuje, które laptopy są najbardziej dopasowane do wyznaczonych priorytetów. Co ważne, wagi i kryteria można **łatwo modyfikować**, aby dostosować analizę do różnych potrzeb.