COMARCH
Szkolenia

Python w analizie danych

Wstęp do Data Science

Paweł Goleń

Trener

Paweł Goleń

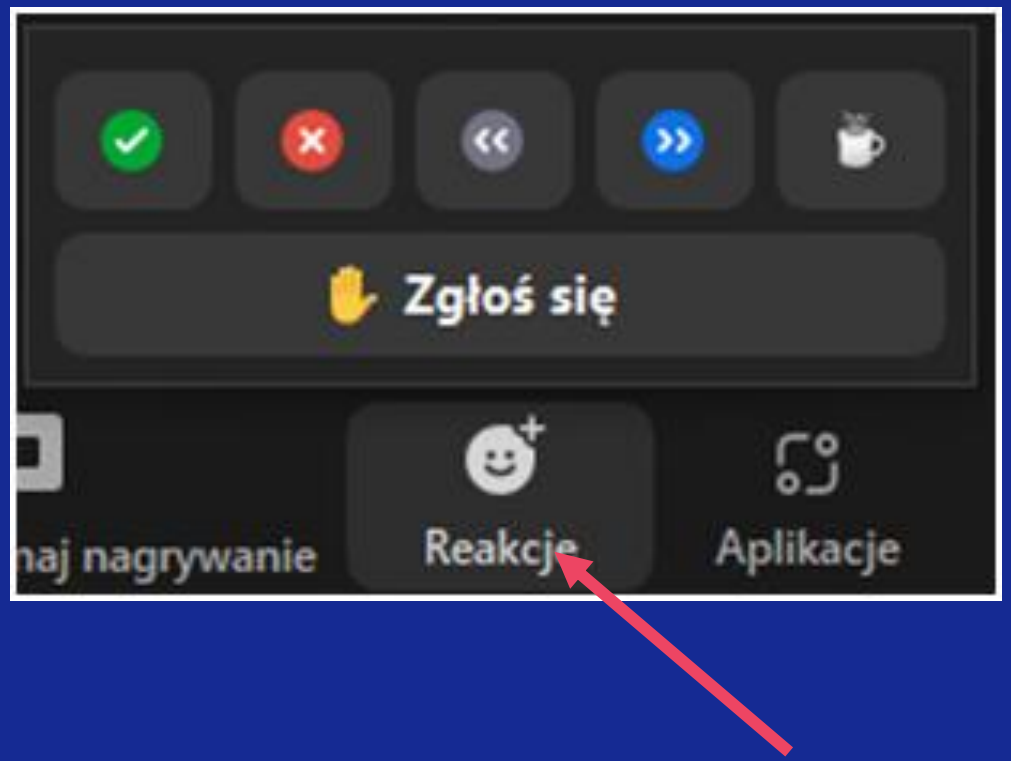
AI Enabled Automation Developer

COMARCH
Szkolenia

Agenda

1. Podstawy statystyki
2. Python – wybrane elementy
3. Analiza z NumPy i Pandas
4. Wizualizacja w Matplotlib Seaborn

Szkolenia zdalne - Reakcje



COMARCH

Wprowadzenie

Omówienie celów i zakresu szkolenia:

- Celem tego szkolenia jest dostarczenie solidnych podstaw w zakresie analizy danych przy użyciu języka Python. Po zakończeniu szkolenia uczestnik szkolenia będzie w stanie samodzielnie przeprowadzić analizę danych, korzystając z bibliotek takich jak Pandas, Numpy, Matplotlib i Seaborn.

- Zakres szkolenia obejmuje tematykę analizy danych, począwszy od podstaw statystyki, aż po zaawansowane techniki analizy danych. Praca będzie polegać na obcowaniu z rzeczywistymi danymi, tak aby zastosować zdobytą wiedzę w praktyce.

Wprowadzenie

Na czym polega analiza danych i dlaczego jest istotna:

- Analiza danych to kluczowy element podejmowania decyzji biznesowych. Chodzi o wydobywanie cennych informacji z danych, które pomagają zrozumieć trendy, prognozować wyniki i podejmować świadome decyzje. Bez analizy danych trudno jest efektywnie działać w dzisiejszym złożonym środowisku biznesowym.

Rola Pythona w analizie danych:

- Python stał się liderem w dziedzinie analizy danych, a to z kilku powodów. Jego czytelna składnia, ogromna społeczność, oraz bogactwo bibliotek, takich jak Pandas czy Numpy, sprawiają, że jest doskonałym narzędziem dla analityków danych. Podczas szkolenia zgłębimy, dlaczego Python jest tak popularny w tej dziedzinie.

Wprowadzenie

Omówienie środowiska pracy - efektywne korzystanie z Jupyter Notebook:

- Jupyter Notebook to potężne narzędzie, które ułatwia interaktywną pracę z danymi i kodem. Dzięki niemu możliwe jest eksperymentowanie, wizualizacja i dokumentacja pracy. Podczas szkolenia przekazana zostanie wiedza jak korzystać z różnych funkcji Jupyter Notebook, aby móc skutecznie przeprowadzać analizę danych.

Przygotowanie środowiska pracy - Jupyter Notebook

Instalacja Anacondy:

- Krok 1: Pobierz Anacondę

  Przejdź na oficjalną stronę Anacondy: https://www.anaconda.com/products/distribution

- Krok 2: Wybierz wersję

  Pobierz odpowiednią wersję Anacondy dla swojego systemu operacyjnego (Windows, macOS, Linux). Zazwyczaj poleca się pobranie najnowszej stabilnej wersji.

Przygotowanie środowiska pracy - Jupyter Notebook

Instalacja Anacondy:

Krok 3: Uruchom instalator

- Uruchom pobrany plik instalacyjny Anacondy i postępuj zgodnie z instrukcjami na ekranie.

Krok 4: Wybierz opcje instalacji

- Podczas instalacji możesz zostawić domyślne opcje, chyba że masz konkretne preferencje dotyczące instalacji.

Krok 5: Zakończ instalację

- Po zakończeniu instalacji Anacondy powinna być gotowa do użycia.

Przygotowanie środowiska pracy - Jupyter Notebook

Uruchomienie Jupyter Notebook:

Krok 1: Uruchom Anacondę Navigator

- Po zainstalowaniu Anacondy, otwórz Anaconda Navigator. Możesz znaleźć go w menu Start (Windows) lub w terminalu (Linux/macOS) wpisując anaconda-navigator i naciskając Enter.

Krok 2: Uruchom Jupyter Notebook

- W Anaconda Navigatorze, znajdź i uruchom Jupyter Notebook. Kliknij na ikonę "Launch" obok Jupyter Notebook.

Przygotowanie środowiska pracy - Jupyter Notebook

Uruchomienie Jupyter Notebook:

Krok 3: Przeglądarka Jupyter Notebook

- Po chwili powinna otworzyć się przeglądarka internetowa z interfejsem Jupyter Notebook. Możesz przeglądać swoje pliki, tworzyć nowe notatniki i uruchamiać kod.

Krok 4: Utwórz nowy notatnik

- Kliknij na przycisk "New" i wybierz "Python 3". Otworzy się nowy notatnik, gdzie możesz wprowadzać kod.

Przygotowanie środowiska pracy - Jupyter Notebook

Omówienie środowiska, wyglądu i funkcji Jupyter Notebook:

1. Komórki (Cells):
   - Jupyter Notebook jest podzielony na komórki, które można traktować jako jednostki kodu lub tekstu. Komórki kodu są przeznaczone do wprowadzania i wykonywania kodu, natomiast komórki tekstu mogą zawierać opisy, instrukcje czy też równania matematyczne.

2. Typy Komórek:
   - Code (Kod): Komórki, w których wprowadza się i wykonuje kod Pythona.
   - Markdown: Komórki, które zawierają tekst sformatowany w języku Markdown. Wykorzystywane do dodawania komentarzy, opisów czy instrukcji.

Przygotowanie środowiska pracy - Jupyter Notebook

Omówienie środowiska, wyglądu i funkcji Jupyter Notebook:

3. Uruchamianie Komórek:
   - Aby uruchomić kod w komórce, możesz użyć przycisku "Run" lub skrótu klawiszowego Shift + Enter.
   - Wynik działania kodu będzie wyświetlany poniżej komórki.

4. Interaktywność:
   - Jupyter Notebook pozwala na interaktywną pracę z danymi. Możesz eksperymentować z kodem, zmieniać wartości i natychmiast obserwować rezultaty.

Przygotowanie środowiska pracy - Jupyter Notebook

Omówienie środowiska, wyglądu i funkcji Jupyter Notebook:

5. Wbudowane Komendy Magiczne:
   - Jupyter obsługuje tzw. "komendy magiczne" poprzez prefiks "%" lub "%%". Przykładowo, `%matplotlib inline` pozwala na wyświetlanie wykresów bezpośrednio w notatniku.

6. Wizualizacje:
   - Możesz używać bibliotek takich jak Matplotlib czy Seaborn do tworzenia wykresów i wizualizacji danych. Wykresy są wyświetlane w notatniku, co ułatwia analizę.

Przygotowanie środowiska pracy - Jupyter Notebook

Omówienie środowiska, wyglądu i funkcji Jupyter Notebook:

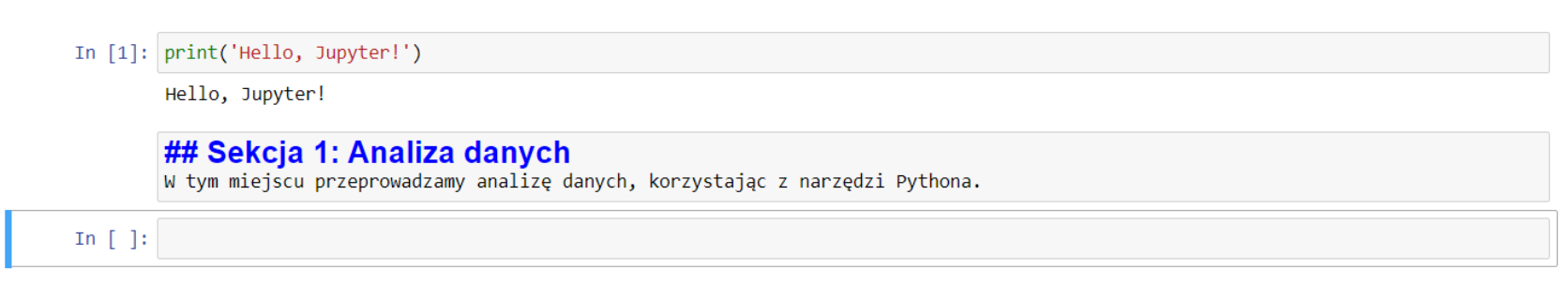
7. Zapisywanie i Eksport:
   - Notatniki można zapisywać w formatach .ipynb (Jupyter Notebook), .html, .pdf, .py (skrypt Pythona) i innych.
   - Można eksportować notatniki do różnych formatów, co ułatwia ich udostępnianie.

8. Obsługa Notatnika:
   - Notatnik zachowuje wyniki i zmienne nawet po ponownym uruchomieniu komórki. To ułatwia analizę i eksperymentowanie bez konieczności ponownego uruchamiania wszystkich komórek.

Omówienie środowiska pracy - Jupyter Notebook

Przykład:

Poniżej znajduje się prosty przykład notatnika Jupyter, składającego się z komórek kodu i tekstu:



- Zadanie:
    1. Otwórz Jupyter Notebook.
    2. Utwórz nowy notatnik.
    3. Dodaj kilka komórek kodu i tekstu.
    4. Uruchom kod w komórkach i zobacz, jak zmieniają się wyniki.

Omówienie środowiska pracy - Jupyter Notebook

Kilka przydatnych skrótów klawiszowych w Jupyter Notebook, które mogą zwiększyć efektywność pracy:

- Shift + Enter: Uruchamia aktualną komórkę i przechodzi do następnej. Jeśli ostatnia komórka, to dodaje nową komórkę poniżej.
- Ctrl + Enter: Uruchamia aktualną komórkę, ale nie przechodzi do następnej, pozostając w bieżącej komórce.
- Esc + A: Dodaje nową komórkę powyżej aktualnej.
- Esc + B: Dodaje nową komórkę poniżej aktualnej.
- Esc + M: Zmienia typ komórki na Markdown (tekst).
- Esc + Y: Zmienia typ komórki na Code (kod).
- Esc + D, D: Kasuje aktualną komórkę.
- Esc + Z: Cofa ostatnią zmianę (przywraca skasowaną komórkę).

Omówienie środowiska pracy - Jupyter Notebook

Kilka przydatnych skrótów klawiszowych w Jupyter Notebook, które mogą zwiększyć efektywność pracy:

- Shift + Tab: Pokazuje podpowiedzi dotyczące funkcji lub metody (po umieszczeniu kursora wewnątrz nawiasów).
- Ctrl + S: Zapisuje notatnik.
- Esc + 1-6: Zmienia poziom nagłówka w komórce Markdown (1- najwyższy, 6- najniższy).
- Esc + H: Wyświetla listę wszystkich dostępnych skrótów klawiszowych.
- Ctrl + Shift + P: Otwiera polecenie paska wyszukiwania, pozwalając na szybkie wyszukiwanie i uruchamianie poleceń.
- Shift + M: Łączy zaznaczone komórki w jedną.
- Ctrl + Z: Cofa ostatnią zmianę.

Omówienie środowiska pracy - Jupyter Notebook

Te skróty klawiszowe mogą być bardzo przydatne podczas korzystania z Jupyter Notebook, przyspieszając pisanie kodu i nawigację w notatniku.

Podstawy statystyki – podstawowe pojęcia statystyczne

Średnia arytmetyczna (Mean):

Średnia arytmetyczna to suma wszystkich liczb podzielona przez ich ilość.

Mediana (Mode):

Mediana to środkowa wartość w uporządkowanym zbiorze danych.

- W przypadku nieparzystej liczby elementów, mediana to wartość środkowa.
- W przypadku parzystej liczby elementów, mediana to średnia arytmetyczna dwóch wartości środkowych.

Omówienie środowiska pracy - Jupyter Notebook

Dominanta:

Dominanta to najczęściej występująca wartość w zbiorze danych.

Rozstęp:

Rozstęp to różnica między największą a najmniejszą wartością w zbiorze danych.

Podstawy statystyki – podstawowe pojęcia statystyczne

Odchylenie standardowe:

Odchylenie standardowe mierzy, jak bardzo dane różnią się od średniej arytmetycznej.

Im większe odchylenie standardowe, tym większa zmienność danych

Podstawy statystyki - Podstawowe pojęcia statystyczne

Kwartyle:

Kwartyle dzielą uporządkowany zbiór danych na cztery równe części:

- Q1 (pierwszy kwartyl) to mediana pierwszej połowy danych.
- Q2 (drugi kwartyl) to mediana całego zbioru danych.
- Q3 (trzeci kwartyl) to mediana drugiej połowy danych.

Wartości odstające (Outliers):

Wartości odstające to wartości, które znacznie odbiegają od reszty danych w zbiorze.

Podstawy statystyki – podstawowe pojęcia statystyczne

Przykład:

- Rozważmy zestaw danych dotyczący wieku osób w grupie:

  {21, 22, 23, 24, 24, 25, 26, 26, 27, 27, 28, 30, 30, 30, 31}
- Średnia arytmetyczna: 26,27
- Mediana: 26 (wartość środkowa)
- Dominanta: 30 (najczęściej występująca wartość)
- Odchylenie standardowe: 3,13
- Rozstęp: 31 – 21 = 10
- Kwartyle: Q1 = 24, Q2 = 26, Q3 = 30

Podstawy statystyki - Podstawowe pojęcia statystyczne

Przykład: Średnia arytmetyczna, Mediana, Dominanta

Mając dany zbiór danych dotyczący wieku osób, obliczamy średnią arytmetyczną, medianę i dominantę.

```
# Dane dotyczące wieku osób

wiek = [21, 22, 23, 24, 24, 25, 26, 26, 27, 27, 28, 30, 30, 30, 31]
```

Podstawy statystyki – podstawowe pojęcia statystyczne

Przykład:

Kod:

```
import statistics

# Średnia arytmetyczna
srednia = statistics.mean(wiek)

# Mediana
mediana = statistics.median(wiek)

# Dominanta
dominanta = statistics.mode(wiek)
```

Wynik (output):

```
print(srednia, mediana, dominanta)
```

```
26.266666666666666 26 30
```

```
print(srednia)
print(mediana)
print(dominanta)
```

```
26.266666666666666
26
30
```

Podstawy statystyki - Podstawowe pojęcia statystyczne

Przykład: Odchylenie Standardowe

Obliczamy odchylenie standardowe dla zbioru danych dotyczącego wieku osób.

```
# Dane dotyczące wieku osób

wiek = [21, 22, 23, 24, 24, 25, 26, 26, 27, 27, 28, 30, 30, 30, 31]
```

Podstawy statystyki – podstawowe pojęcia statystyczne

Przykład:

```
# Odchylenie standardowe
odchylenie_std = statistics.stdev(wiek)
```

```
print(odchylenie_std)
```

```
3.1274514194392182
```

Podstawy statystyki - Podstawowe pojęcia statystyczne

Przykład: Rozstęp, Kwartyle

Obliczamy rozstęp oraz kwartyle dla zbioru danych dotyczącego wieku osób.

```
# Dane dotyczące wieku osób

wiek = [21, 22, 23, 24, 24, 25, 26, 26, 27, 27, 28, 30, 30, 30, 31]
```

Podstawy statystyki – podstawowe pojęcia statystyczne

Przykład:

```
# Rozstęp
rozstep = max(wiek) - min(wiek)

# Kwartyle
q1 = statistics.quantiles(wiek, n=4)[0]
q2 = statistics.quantiles(wiek, n=4)[1]
q3 = statistics.quantiles(wiek, n=4)[2]
```

```
print(rozstep)
print(q1)
print(q2)
print(q3)
```

```
10
24.0
26.0
30.0
```

Te ćwiczenia pomogą w zrozumieniu, jak używać funkcji statystycznych w Pythonie do analizy danych.

Podstawy statystyki - Podstawowe pojęcia statystyczne

Wyjaśnienie poprzedniego przykładu:

- Rozstęp to różnica między największą a najmniejszą wartością w zbiorze danych.
- W tym przypadku rozstęp będzie równy 31 - 21 = 10.

Podstawy statystyki – podstawowe pojęcia statystyczne

Kwartyle:

- Kwartyle dzielą uporządkowany zbiór danych na cztery równe części.
- Funkcja quantiles z modułu statistics pozwala na obliczenie kwartyli.
- Parametr n=4 oznacza, że dzielimy zbiór na 4 równoliczne części.
- Wartości q1, q2, i q3 oznaczają odpowiednio pierwszy, drugi (mediana) i trzeci kwartyl.

```
q1 = statistics.quantiles(wiek, n=4)[0]  # Pierwszy kwartyl
q2 = statistics.quantiles(wiek, n=4)[1]  # Drugi kwartyl (mediana)
q3 = statistics.quantiles(wiek, n=4)[2]  # Trzeci kwartyl
```

Podstawy statystyki - Podstawowe pojęcia statystyczne

W przypadku naszego zbioru danych:

- q1 = 24
- q2 = 26 (mediana)
- q3 = 30

Metoda quantiles jest używana do obliczania kwantyli dla danego zbioru danych. Kwartyle są to specjalne przypadki kwantyli, gdzie dzielimy zbiór na 4 równe części. Funkcja ta pozwala na elastyczne dostosowywanie liczby równolicznych przedziałów (kwantyli).

Podstawy statystyki – podstawowe pojęcia statystyczne

W nawiasie kwadratowym umieszczana jest liczba, która określa na ile równych części chcemy podzielić zbiór danych. W przypadku metody quantiles z modułu statistics, ta liczba oznacza ilość punktów podziału, czyli ilość części, na jakie chcemy podzielić zbiór.

```
q1 = statistics.quantiles(wiek, n=4)[0]  # Pierwszy kwartyl
q2 = statistics.quantiles(wiek, n=4)[1]  # Drugi kwartyl (mediana)
q3 = statistics.quantiles(wiek, n=4)[2]  # Trzeci kwartyl
```

Podstawy statystyki - Podstawowe pojęcia statystyczne

W naszym przykładzie, ustawiając n=4, określamy, że chcemy podzielić zbiór na 4 równoliczne części, co odpowiada kwartylom. W praktyce, ustawiając `n=100`, moglibyśmy podzielić zbiór na percentyle, czyli 100 równolicznych części.

```
q1 = statistics.quantiles(wiek, n=4)[0]  # Pierwszy kwartyl
q2 = statistics.quantiles(wiek, n=4)[1]  # Drugi kwartyl (mediana)
q3 = statistics.quantiles(wiek, n=4)[2]  # Trzeci kwartyl
```

Podstawy statystyki – podstawowe pojęcia statystyczne

Przykład z n=100:

```
percentyl_25 = statistics.quantiles(wiek, n=100)[24]  # 25 percentyl
percentyl_50 = statistics.quantiles(wiek, n=100)[49]  # 50 percentyl (mediana)
percentyl_75 = statistics.quantiles(wiek, n=100)[74]  # 75 percentyl
```

Wartość w nawiasie kwadratowym definiuje, na ile części chcemy podzielić zbiór danych, a liczby w nawiasie okrągłym wskazują konkretny punkt podziału. W przypadku kwartyli, mamy 4 części, stąd n=4.

Podstawy statystyki - Podstawowe pojęcia statystyczne

Kwantyl i kwartyl - podsumowanie

Kwantyl i kwartyl to pojęcia z obszaru statystyki, które są ze sobą ściśle związane, ale nie są tym samym.

Kwantyl to ogólne pojęcie odnoszące się do punktu podziału zbioru danych na równe części. Kwantyle dzielą dane na określoną liczbę części.

W zależności od liczby części, na jakie dzielimy zbiór, mamy różne rodzaje kwantyli:

- Percentyl (100 kwantyli): dzieli dane na 100 równych części.
- Decyl (10 kwantyli): dzieli dane na 10 równych części.
- Kwartyl (4 kwantyle): dzieli dane na 4 równe części.

Na przykład:Kwantyl 0.25 (25. percentyl) oznacza, że 25% danych jest mniejszych lub równych tej wartości.

Podstawy statystyki – podstawowe pojęcia statystyczne

Kwantyl i kwartyl - podsumowanie

Kwartyl to specyficzny rodzaj kwantyla, który dzieli dane na cztery równe części:

- Pierwszy kwartyl (Q1): 25% danych jest poniżej tej wartości (odpowiada 25. percentylowi lub kwantylowi 0.25).
- Drugi kwartyl (Q2): 50% danych jest poniżej tej wartości, co jest równoznaczne z medianą (odpowiada 50. percentylowi lub kwantylowi 0.50).
- Trzeci kwartyl (Q3): 75% danych jest poniżej tej wartości (odpowiada 75. percentylowi lub kwantylowi 0.75).

Podstawy statystyki - Podstawowe pojęcia statystyczne

Kwantyl i kwartyl - podsumowanie

Kluczowe różnice:

Kwantyl to bardziej ogólny termin odnoszący się do podziału zbioru danych na dowolną liczbę części (np. 10 części w przypadku decyli, 100 części w przypadku percentyli).

Kwartyl to specyficzny przypadek kwantyla, który dzieli dane na 4 równe części (25%, 50%, 75%).

- Przykład: Kwantyl 0.25 oznacza 25. percentyl (lub pierwszy kwartyl, Q1).

Kwartyl jest jednym z trzech specyficznych punktów: Q1, Q2 (mediana) i Q3, które dzielą dane na 4 części.

W skrócie: każdy kwartyl to kwantyl, ale nie każdy kwantyl jest kwartylem.

Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Rozkład Jednostajny:

- Rozkład jednostajny charakteryzuje się równomiernym rozkładem prawdopodobieństwa w określonym zakresie.

- Wszystkie wartości w danym przedziale mają równe prawdopodobieństwo wystąpienia.

Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Rozkład Normalny (Gaussowski):

- Rozkład normalny jest najczęściej spotykanym rozkładem w statystyce.
- Charakteryzuje się kształtem dzwonu (bell-shaped curve).
- Posiada dwie ważne miary:
  - średnią
  - odchylenie standardowe

Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Rozkład Skośny:

- Rozkład skośny (przechylony) ma asymetryczny kształt.
- Wartości skośne w lewo mają długi ogon w lewo, a wartości skośne w prawo mają długi ogon w prawo.

Rozkład Kurtozy:

- Mierzy "spiczastość" lub "płaskość" rozkładu.
- Rozkłady leptokurtyczne (kurtoza > 3) mają dłuższe i węższe ogony, podczas gdy rozkłady płaskokurtyczne (kurtoza < 3) mają krótsze ogony.

Rozkład Dwumodalny:

- Rozkład dwumodalny składa się z dwóch różnych modów (szczytów), co oznacza, że dane zawierają dwie różne dominujące wartości.

Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Opis wykorzystywanych metod:

np.random.uniform()

- Metoda np.random.uniform() generuje losowe dane z rozkładu jednostajnego.
  - low: Dolny zakres wartości.
  - high: Górny zakres wartości.
  - size: Kształt generowanego zestawu danych.

Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Opis wykorzystywanych metod:

np.random.normal()

- Metoda np.random.normal() generuje losowe dane z rozkładu normalnego (Gaussowskiego).
  - loc: Średnia rozkładu (wartość oczekiwana).
  - scale: Odchylenie standardowe rozkładu.
  - size: Kształt generowanego zestawu danych.

Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Opis wykorzystywanych metod:

np.random.gamma()

- Metoda np.random.gamma() generuje losowe dane z rozkładu gamma.
  - shape: Parametr kształtu (kształt rozkładu).
  - scale: Skalowanie rozkładu (opcjonalne, domyślnie 1.0).
  - size: Kształt generowanego zestawu danych.

Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Opis metody plt.hist()

```python
# Rozłożenie metody plt.hist()
import matplotlib.pyplot as plt

# Dane do stworzenia histogramu
data = [1, 2, 2, 3, 3, 3, 4, 4, 4, 4, 5, 5, 6]

# Tworzenie histogramu
plt.hist(
    x=data,               # Dane wejściowe (lista lub tablica)
    bins=10,              # Liczba przedziałów (słupków)
    range=(1, 6),         # Zakres wartości, które chcemy uwzględnić
    density=False,        # Jeśli True, znormalizuje histogram do formy gęstości prawdopodobieństwa
    cumulative=False,     # Jeśli True, zwróci histogram kumulacyjny
    color='blue',         # Kolor histogramu
    alpha=0.7,            # Przezroczystość histogramu (0 - całkowicie przeźroczysty, 1 - całkowicie nieprzeźroczysty)
    edgecolor='black',    # Kolor krawędzi słupków
    linewidth=1.2,        # Grubość krawędzi słupków
    histtype='bar',       # Typ histogramu ('bar', 'barstacked', 'step', 'stepfilled')
    align='mid',          # Wyrównanie słupków ('left', 'mid', 'right')
    orientation='vertical' # Orientacja histogramu ('horizontal', 'vertical')
)

# Dodatkowe opcje do dostosowania wykresu
plt.title('Histogram Przykładowych Danych')
plt.xlabel('Wartości')
plt.ylabel('Częstotliwość')
plt.grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.7)

# Wyświetlenie histogramu
plt.show()
```

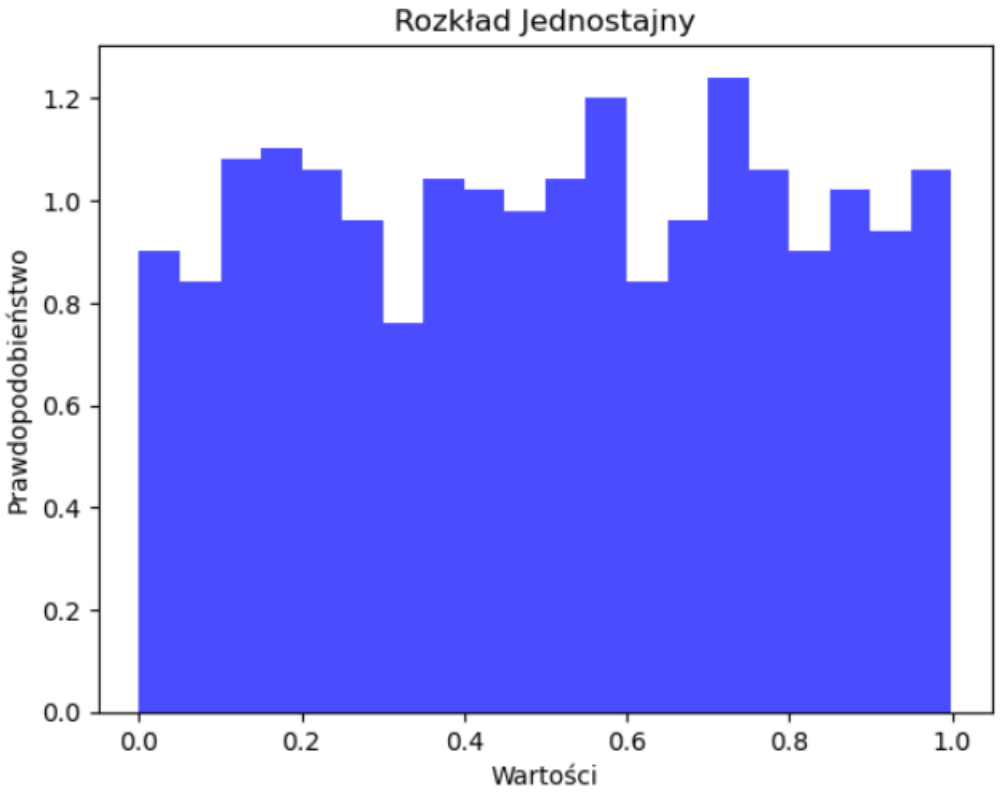
Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Przykład: Rozkład Jednostajny

```python
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Generowanie danych z rozkładu jednostajnego
data_uniform = np.random.uniform(0, 1, 1000)

# Wykres rozkładu jednostajnego
plt.hist(data_uniform, bins=20, density=True, alpha=0.7, color='b')
plt.title('Rozkład Jednostajny')
plt.xlabel('Wartości')
plt.ylabel('Prawdopodobieństwo')
plt.show()
```

Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Wizualizacja Rozkładu Jednostajnego



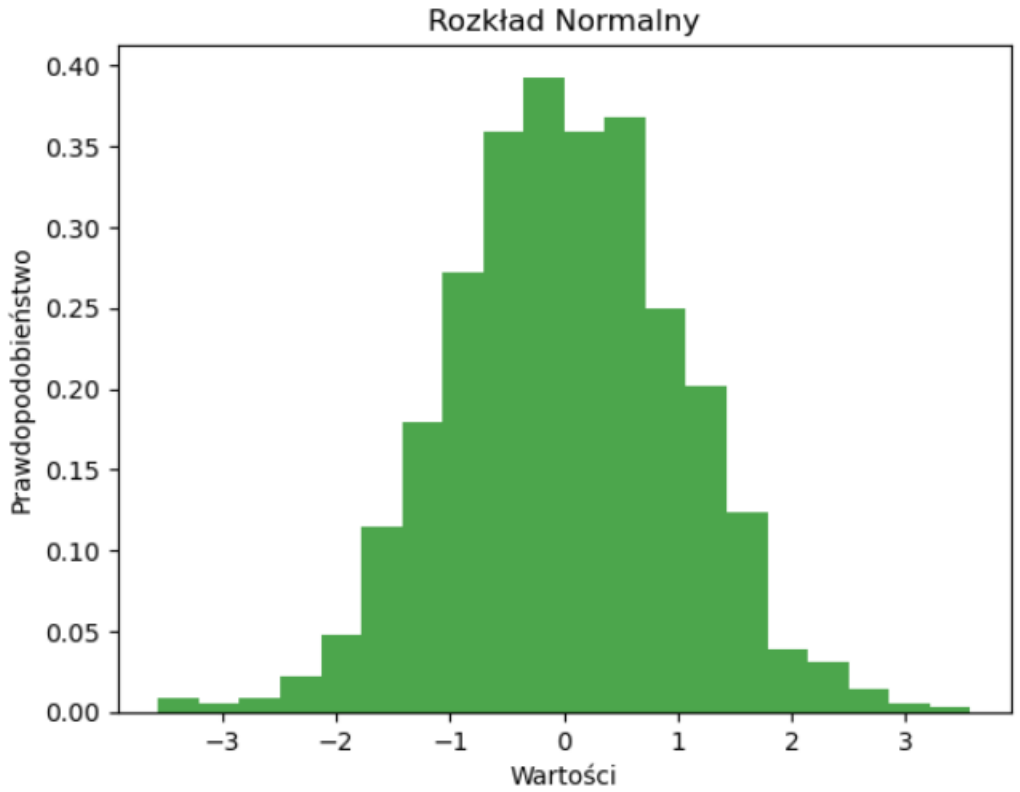
Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Przykład: Rozkład Normalny

```
# Generowanie danych z rozkładu normalnego
data_normal = np.random.normal(0, 1, 1000)

# Wykres rozkładu normalnego
plt.hist(data_normal, bins=20, density=True, alpha=0.7, color='g')
plt.title('Rozkład Normalny')
plt.xlabel('Wartości')
plt.ylabel('Prawdopodobieństwo')
plt.show()
```

Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Wizualizacja Rozkładu Normalnego



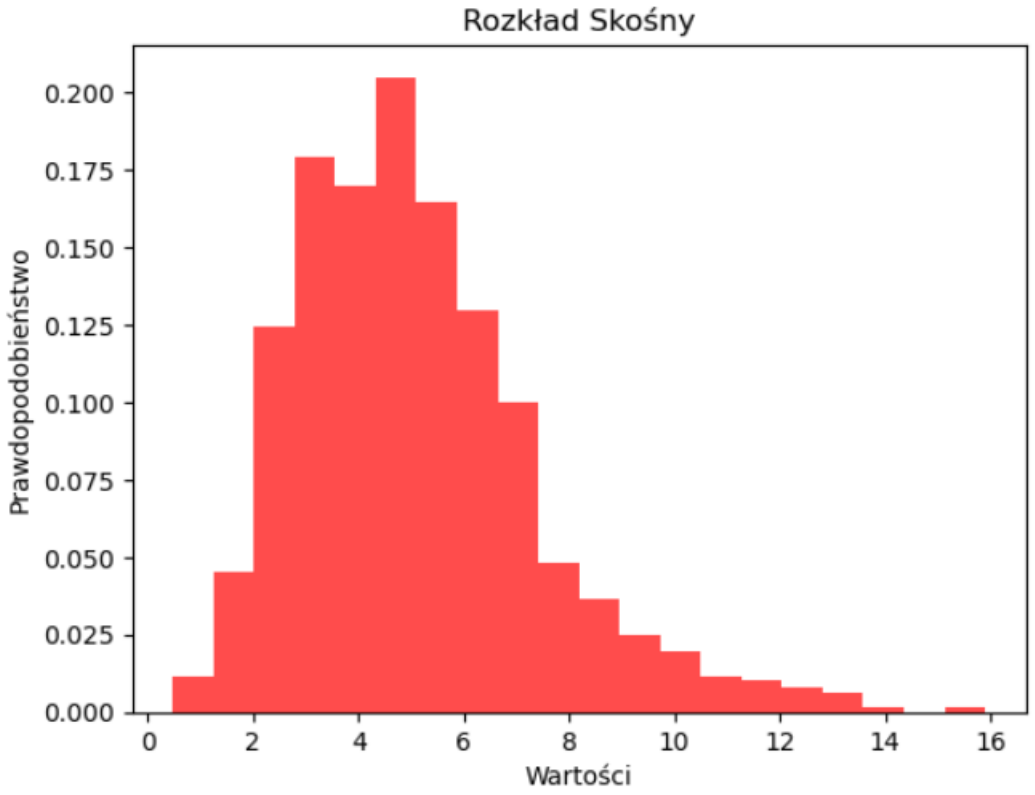
Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Przykład: Rozkład Skośny

```
# Generowanie danych z rozkładu skośnego
data_skewed = np.random.gamma(5, size=1000)

# Wykres rozkładu skośnego
plt.hist(data_skewed, bins=20, density=True, alpha=0.7, color='r')
plt.title('Rozkład Skośny')
plt.xlabel('Wartości')
plt.ylabel('Prawdopodobieństwo')
plt.show()
```

Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Wizualizacja Rozkładu Skośnego



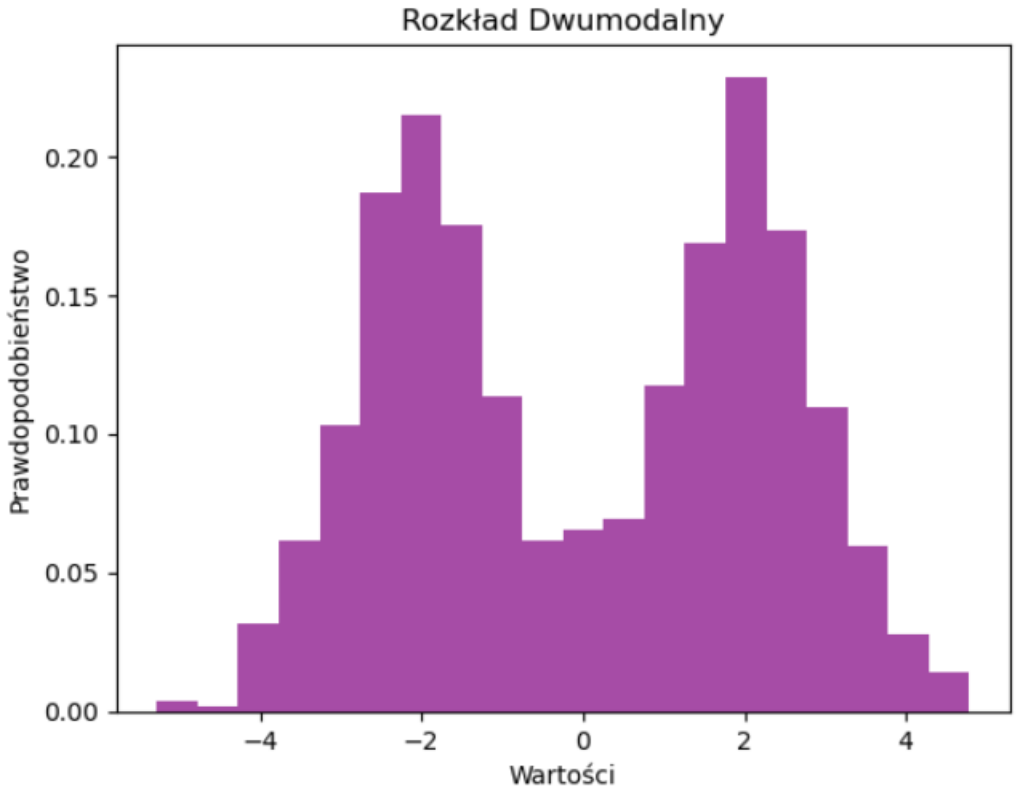
Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Przykład: Rozkład dwumodalny

```
# Generowanie danych z rozkładu dwumodalnego
data_bimodal = np.concatenate([np.random.normal(-2, 1, 500), np.random.normal(2, 1, 500)])

# Wykres rozkładu dwumodalnego
plt.hist(data_bimodal, bins=20, density=True, alpha=0.7, color='purple')
plt.title('Rozkład Dwumodalny')
plt.xlabel('Wartości')
plt.ylabel('Prawdopodobieństwo')
plt.show()
```

Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Wizualizacja Rozkładu Dwumodalny



Python - Wybrane Elementy

W tej sekcji skupimy się na kilku kluczowych elementach języka Python, które są istotne w kontekście analizy danych i programowania w obszarze Data Science.

Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Różnica między metodą a funkcją w Pythonie dotyczy przede wszystkim kontekstu, w którym są one używane:

Python - Wybrane Elementy

Metoda:

- Metoda jest funkcją, która jest związana z konkretnym obiektem lub typem danych.
- Jest wywoływana na rzecz konkretnego obiektu przy użyciu notacji kropkowej (.).
- Metoda może mieć dostęp do danych zawartych w obiekcie, na którym jest wywoływana, za pomocą argumentu self.

Przykładem metody jest .append() dla list, która dodaje element do listy, lub .capitalize() dla łańcuchów, która zmienia pierwszą literę na wielką.

Podstawy statystyki – podstawowe miary rozkładu

Funkcja:

- Funkcja jest blokiem kodu, który wykonuje określone zadanie i może być wywoływany z dowolnego miejsca w programie.
- Nie jest związana z konkretnym obiektem ani typem danych.
- Funkcje są definiowane przy użyciu słowa kluczowego def i mogą przyjmować argumenty.

Przykładem funkcji jest print(), która wypisuje wartość na standardowe wyjście, lub len(), która zwraca długość obiektu.

Python - Wybrane Elementy

- W skrócie, metoda jest specjalnym rodzajem funkcji, która jest związana z konkretnym obiektem, podczas gdy funkcja jest niezależnym blokiem kodu, który może być wywoływany w dowolnym kontekście.

- Metody mają dostęp do danych obiektu, na którym są wywoływane, podczas gdy funkcje nie mają takiego dostępu, chyba że dane są przekazywane jako argumenty.

Python - Wybrane Elementy

Podstawowe Typy i Struktury Danych

- Liczby całkowite (int) i liczby zmiennoprzecinkowe (float):
  - Przykład:

```
# Int & Float

x = 5 # Int
y = 3.14 # Float
```

Python - Wybrane Elementy

Przypomnienie Podstawowych Typów i Struktur Danych

- Napisy (str):
  - Przykład:

```
# String

text = "Hello, Data Science!"
```

Python - Wybrane Elementy

Przypomnienie podstawowych typów i struktur danych

Listy:

- Przykład:

```
# Lista

numbers = [1, 2, 3, 4, 5]
```

Python - Wybrane Elementy

Przypomnienie podstawowych typów i struktur danych

Krotki (tuple):

- Przykład:

```
# Tuple

coordinates = (3, 4)
```

Python - Wybrane Elementy

Przypomnienie podstawowych typów i struktur danych

Słowniki (dict):

- Przykład: Tworzenie słownika, dodawanie kucza, zmiana wartości

```
# Dictionary

student = {'name': 'John',
           'age': 20,
           'grade': 'A'
          }
```

```
# Dodanie nowego klucza
student['kierunek'] = 'Informatyka'

# Zmiana wartości klucza 'wiek'
student['wiek'] = 23
```

Python - Wybrane Elementy

Warsztat

Python - Wybrane Elementy

Indeksowanie, Slicing i Iteracja

Indeksowanie:

 Indeksowanie w Pythonie zaczyna się od 0. 

- Przykład:

```python
# Indeksowanie

numbers = [10, 20, 30, 40, 50]
first_element = numbers[0]  # Pobiera pierwszy element (10)
```

Python - Wybrane Elementy

Indeksowanie, Slicing i Iteracja

Slicing:

Pozwala na pobieranie fragmentów listy lub napisu.

- Przykład:

```
# Slicing

numbers = [10, 20, 30, 40, 50]
sliced_numbers = numbers[1:4]  # Pobiera elementy od indeksu 1 do 3
```

Python - Wybrane Elementy

Indeksowanie, Slicing i Iteracja

Iteracja:

- Przykład:

```
# Iteracja

numbers = [10, 20, 30, 40, 50]
for num in numbers:
    print(num)
```

```
10
20
30
40
50
```

Python - Wybrane Elementy

Funkcje, Funkcje Anonimowe (Lambda)

- Definiowanie Funkcji:
  - Przykład:

```
# Definiowanie funkcji

def add_numbers(x, y):
    return x + y
```

```
print(add_numbers(3, 2))
```

```
5
```

Python - Wybrane Elementy

Funkcja Anonimowa (Lambda):

- Python Lambda, jest jednolinijkową, anonimową funkcją. Nie jest skomplikowana. Jest to funkcja która nie ma nazwy. Poprzez użycie słowa kluczowego 'lambda' informujemy Python, że właśnie taką anonimową funkcję chcemy utworzyć. Następnie podajemy listę parametrów, które chcemy aby przyjmowała, używamy „:", oraz definiujemy jej zawartość.

- W przeciwieństwie do poprzednich funkcji funkcja lambda nie jest funkcją wyższego rzędu, aby definiować funkcje „na stałe". Służy do wykorzystania ad hoc i do ułatwienia sobie życia. Jeżeli natomiast przypiszemy funkcję do zmiennej, tak jak w przykładzie będziemy mogli się do niej później odwołać.

Python - Wybrane Elementy

Funkcja Anonimowa (Lambda):

- Przykład:

```
# Funkcja Lambda

multiply = lambda x, y: x * y
```

```
print(multiply(2, 2))
```

```
4
```

```
print(multiply(2, 4))
```

```
8
```

```
(lambda x, y: x * y)(3, 3)
```

```
9
```

```
print((lambda x, y: x * y)(3, 3))
```

```
9
```

Python - Wybrane Elementy

List Comprehension

- Umożliwia zwięzłe tworzenie list w jednej linii.
  - Przykład:

```
# List Comprehension

squares = [x**2 for x in range(1, 6)]

print(squares)
```

```
[1, 4, 9, 16, 25]
```

Python - Wybrane Elementy

Wybrane funkcje wbudowane

Funkcje matematyczne:

- abs(), round(), max(), min(), sum()

Funkcje tekstowe:

- len(), str(), upper(), lower(), startswith(), endswith()

Python - Wybrane Elementy

Wybrane funkcje wbudowane

Funkcje Statystyczne, **należy zrobić import statistics**:

- mean(), median(), mode(), stdev()

Funkcje Data i Czas:

- datetime.now(), strftime(), strptime()

Python - Wybrane Elementy

Wybrane Funkcje Wbudowane

Funkcje Data i Czas:

Dlaczego importujemy najpierw z from datetime a później import datetime?

- Moduł datetime zawiera głównie jedną klasę o nazwie datetime, która jest powszechnie używana.
- Importując jedynie tę klasę za pomocą from datetime import datetime, można bezpośrednio odwoływać się do niej bez konieczności używania prefiksu nazwy modułu.
- Użycie datetime.now() jest bardziej zwięzłe niż datetime.datetime.now(), co poprawia czytelność kodu.

Python - Wybrane Elementy

Wybrane Funkcje Wbudowane

W wielu przypadkach importowanie tylko potrzebnej klasy za pomocą from ... import ... jest bardziej praktyczne, ponieważ ogranicza ilość pisania kodu i poprawia czytelność. Jednakże, w niektórych sytuacjach, zwłaszcza gdy moduł datetime zawiera więcej niż jedną interesującą klasę lub funkcję, można zdecydować się na import całego modułu import datetime.

Python - Wybrane Elementy

Wybrane funkcje wbudowane

Funkcje matematyczne:

- Przykład:

```
# Funkcje matematyczne

a = abs(-7.25) # Zwraca wartość bezwzględną.

b = round(5.76543, 2) # Zaokrągla liczbę do wybranej ilości miejsc po przecinku (nawias)

c = max(2, 3, 4, 5, 10, 15, 20) # Zwraca największą wartość z podanej tupli, listy.

d = min(2, 3, 4, 5, 10, 15, 20) # Zwraca najmniejszą wartość z podanej tupli, listy.

e = (2, 3, 4, 5, 10, 15, 20)

f = sum(e) # Sumuje wszystkie wartości z podanej zmiennej 'e'
```

```
print(f'{a},\n{b},\n{c},\n{d},\n{f}')
```

```
7.25,
5.77,
20,
2,
59
```

Python - Wybrane Elementy

Wybrane funkcje wbudowane

Funkcje tekstowe:

- Przykład:

```
# Funkcje tekstowe

tekst = 'Przykładowy tekst do sprawdzenia.'
int = 4

g = len(tekst) # Zwraca długość znaków w podanym tekście.

h = str(int) # Zmienia wartość liczbową lub teks którego nie jesteśmy pewni na stringa

i = tekst.upper() # Zwraca tekst z powiększonymi znakami.

j = tekst.lower() # Zwraca tekst z pomniejszonymi znakami.

k = tekst.startswith('Przykład') # Zwraca wartość Prawda/Fałsz (Bolean)

l = tekst.startswith('Hello') # Zwraca wartość Prawda/Fałsz (Bolean)

m = tekst.endswith('.') # Zwraca wartość Prawda/Fałsz (Bolean)

n = tekst.endswith('World!') # Zwraca wartość Prawda/Fałsz (Bolean)
```

```
print(f'{g},\n{h},\n{i},\n{j},\n{k},\n{l},\n{m},\n{n}')
```

```
33,
4,
PRZYKŁADOWY TEKST DO SPRAWDZENIA.,
przykładowy tekst do sprawdzenia.,
True,
False,
True,
False
```

Python - Wybrane Elementy

Wybrane funkcje wbudowane

Funkcje statystyczne:

- Przykład:

```
# Funkcje statystyczne

import statistics

numbersLong = [2, 4, 2, 5 ,6 ,7 , 8, 8 ,8 ,8 ,8 , 9, 10, 11, 11, 11, 11, 11, 11, 11, 12, 13, 2, 5, 6, 7]

print(f'''{statistics.mean(numbersLong)},
{statistics.median(numbersLong)},
{statistics.mode(numbersLong)},
{statistics.stdev(numbersLong)}''')

# .mean() - Średnia
# .median() - Mediana
# .mode() - Dominanta wartość najczęściej występująca w zbiorze.
# .stdev() - Odchylenie standardowe
```

```
7.961538461538462,
8.0,
11,
3.23086080456301
```

Python - Wybrane Elementy

Wybrane funkcje wbudowane

Funkcje data/czas:

- Przykład:

  (ze względu na ograniczone miejsce, przykłady na kolejnym slajdzie)

Python - Wybrane Elementy

Funkcje data/czas: Strftime()

```python
# Funkcje data i czas
# https://docs.python.org/3/library/datetime.html#format-codes

# Różnica pomiędzy strftime() a strptime - z strptime() stringa robimy obiekt, a z strftime() tworzymy stringa

from datetime import datetime

now = datetime.now() # current date and time

year = now.strftime("%Y")
print("year:", year)

month = now.strftime("%m")
print("month:", month)

day = now.strftime("%d")
print("day:", day)

time = now.strftime("%H:%M:%S")
print("time:", time)

date_time = now.strftime("%m/%d/%Y, %H:%M:%S")
print("date and time:", date_time)
print(now)
```

```
year: 2024
month: 01
day: 22
time: 21:06:22
date and time: 01/22/2024, 21:06:22
2024-01-22 21:06:22.394635
```

Python - Wybrane Elementy

Funkcje data/czas: Strptime()

```
# Funkcje data i czas

date_string = "21 June, 2018"

print("date_string =", date_string)
print("type of date_string =", type(date_string))

date_object = datetime.strptime(date_string, "%d %B, %Y")

print("date_object =", date_object)
print("type of date_object =", type(date_object))
```

```
date_string = 21 June, 2018
type of date_string = <class 'str'>
date_object = 2018-06-21 00:00:00
type of date_object = <class 'datetime.datetime'>
```

Python - Wybrane Elementy

Funkcje data/czas: Strptime()

```
# Funkcje data i czas

dt_string = "12/11/2018 09:15:32"

# Considering date is in dd/mm/yyyy format
dt_object1 = datetime.strptime(dt_string, "%d/%m/%Y %H:%M:%S")
print("dt_object1 =", dt_object1)

# Considering date is in mm/dd/yyyy format
dt_object2 = datetime.strptime(dt_string, "%m/%d/%Y %H:%M:%S")
print("dt_object2 =", dt_object2)
```

```
dt_object1 = 2018-11-12 09:15:32
dt_object2 = 2018-12-11 09:15:32
```

Python - Wybrane Elementy

Kontrola Przepływu

- Pętla While:
  - Przykład:

```
# Pętla While

i = 0
while i < 5:
    print(i)
    i += 1
```

```
0
1
2
3
4
```

Python - Wybrane Elementy

Kontrola Przepływu

- Pętla For:
  - Przykład:

```
# Pętla For

numbers = [1, 2, 3, 4, 5]
for i in numbers:
    print(i)
```

```
1
2
3
4
5
```

Python - Wybrane Elementy

Kontrola Przepływu

- Instrukcje Warunkowe (if, elif, else):
  - Przykład

```
# Instrukcje warunkowe (if, elif, else)

x = 10
if x > 0:
    print("Dodatnie")
elif x < 0:
    print("Ujemne")
else:
    print("Zero")
```

```
Dodatnie
```

Podstawowe typy i struktura danych

Funkcja **enumerate**:

Funkcja **enumerate** jest przydatnym narzędziem w Pythonie, pozwalającym na łatwe iterowanie przez elementy iterowalnego obiektu (np. listy, krotki) jednocześnie śledząc ich indeksy. Funkcja ta zwraca obiekt enumeracyjny, który składa się z pary (indeks, element) dla każdego elementu w oryginalnym obiekcie.

Podstawowe typy i struktura danych

Przykład:

```python
produkty = ["Laptop", "Smartfon", "Kamera"]

# Użycie enumerate do iteracji przez listę z indeksami
for indeks, produkt in enumerate(produkty):
    print(f"Indeks: {indeks}, Produkt: {produkt}")
# Wynik:
# Indeks: 0, Produkt: Laptop
# Indeks: 1, Produkt: Smartfon
# Indeks: 2, Produkt: Kamera
```

```
Indeks: 0, Produkt: Laptop
Indeks: 1, Produkt: Smartfon
Indeks: 2, Produkt: Kamera
```

Podstawowe typy i struktura danych

Funkcja **enumerate** – dodatkowe wyjaśnienie:

Funkcja **enumerate** jest przydatna zwłaszcza w przypadku, gdy potrzebujemy jednoczesnego dostępu do wartości i ich indeksów podczas iteracji przez obiekty iterowalne.

Podstawowe typy i struktura danych

Funkcja **zip**:

Funkcja **zip** to wbudowana funkcja, która służy do łączenia dwóch lub więcej iterowalnych obiektów (na przykład list, krotek czy napisów) w jednoiterowalny obiekt. Każdy element wynikowego obiektu jest tuplą, zawierającą elementy na odpowiednich pozycjach z oryginalnych obiektów.

Podstawowe typy i struktura danych

Przykład

```
imiona = ["Anna", "Jan", "Ewa"]
wieki = [25, 30, 28]

# Użyj funkcji zip do łączenia dwóch list
lista_krotek = list(zip(imiona, wieki))

print("Lista imion:", imiona)
print("Lista wieków:", wieki)
print("Lista krotek (imię, wiek):", lista_krotek)
```

```
Lista imion: ['Anna', 'Jan', 'Ewa']
Lista wieków: [25, 30, 28]
Lista krotek (imię, wiek): [('Anna', 25), ('Jan', 30), ('Ewa', 28)]
```

Podstawowe typy i struktura danych

Funkcja **zip** – dodatkowe wyjaśnienie:

Funkcja **zip** jest bardzo przydatna, gdy chcemy jednocześnie przeglądać elementy kilku iterowalnych obiektów. Pozwala to na eleganckie i zwięzłe operacje na danych, takie jak tworzenie słowników czy par krotek.

Python - Wybrane Elementy

Warsztat

Analiza z NumPy i Pandas

Analiza z NumPy

Tablice Jedno i Dwuwymiarowe w NumPy oraz Podstawowe Operacje

- Omówienie NumPy:
  - NumPy (Numerical Python) to biblioteka w języku Python dedykowana do pracy z operacjami numerycznymi. Jednym z kluczowych elementów NumPy są tablice, które umożliwiają efektywne wykonywanie operacji na danych numerycznych.

Analiza z NumPy i Pandas

Przykład:

```
# Tworzenie Tablic w NumPy:
import numpy as np

# Jednowymiarowa tablica
tablica_1d = np.array([1, 2, 3, 4, 5])

# Dwuwymiarowa tablica
tablica_2d = np.array([[1, 2, 3], [4, 5, 6], [7, 8, 9]])
```

```
print(tablica_1d)
```

```
[1 2 3 4 5]
```

```
print(tablica_2d)
```

```
[[1 2 3]
 [4 5 6]
 [7 8 9]]
```

Analiza z NumPy i Pandas

Analiza z NumPy

- Podstawowe Operacje na Tablicach NumPy:
  - Podstawowe operacje matematyczne

Analiza z NumPy i Pandas

Przykład:

```
# Podstawowe Operacje Matematyczne:
# Dodawanie
wynik_dodawania = tablica_1d + 10

# Mnożenie
wynik_mnożenia = tablica_2d * 2
```

```
print(wynik_dodawania)
```

```
[11 12 13 14 15]
```

```
print(wynik_mnożenia)
```

```
[[ 2  4  6]
 [ 8 10 12]
 [14 16 18]]
```

Analiza z NumPy i Pandas

Analiza z NumPy

- Podstawowe Operacje na Tablicach NumPy:
  - Indeksowanie i Wycinanie:

Analiza z NumPy i Pandas

Przykład:

```
# Indeksowanie i Wycinanie:
# Indeksowanie
element = tablica_1d[2]  # Pobiera trzeci element tablicy

# Wycinanie
fragment_tablicy = tablica_2d[:, 1:3]  # Pobiera drugą i trzecią kolumnę
```

```
print(element)
print(fragment_tablicy)
```

```
3
[[2 3]
 [5 6]
 [8 9]]
```

Analiza z NumPy i Pandas

Analiza z NumPy

- Podstawowe Operacje na Tablicach NumPy:
  - Operacje Statystyczne:

Analiza z NumPy i Pandas

Przykład:

```
# Operacje statystyczne
# Suma elementów
suma = np.sum(tablica_2d)

# Średnia
srednia = np.mean(tablica_1d)

# Maksimum i minimum
maksimum = np.max(tablica_2d)
minimum = np.min(tablica_1d)
```

```
print(suma)
print(srednia)
print(maksimum)
print(minimum)
```

```
45
3.0
9
1
```

Analiza z NumPy i Pandas

Analiza z NumPy

- Podstawowe Operacje na Tablicach NumPy:
  - Operacje na Wymiarach:
    - W NumPy możemy obliczyć wyznacznik danej tablicy kwadratowej za pomocą numpy.linalg.det(). Przyjmie ona podaną tablicę kwadratową jako parametr i zwróci jej wyznacznik.

Analiza z NumPy i Pandas

Przykład:

```
# Operacje na wymiarach
# Transpozycja
transponowana_tablica = np.transpose(tablica_2d)
```

```
print(tablica_2d)
```

```
[[1 2 3]
 [4 5 6]
 [7 8 9]]
```

```
print(transponowana_tablica)
```

```
[[1 4 7]
 [2 5 8]
 [3 6 9]]
```

Analiza z NumPy i Pandas

Analiza z Pandas

Series i DataFrame w Pandas

- Omówienie Pandas
  - Pandas to potężna biblioteka w języku Python przeznaczona do manipulacji i analizy danych. Dwa główne obiekty w Pandas to Series i DataFrame. Series reprezentuje jednowymiarową strukturę danych, podczas gdy DataFrame to dwuwymiarowa tabela danych.

Analiza z NumPy i Pandas

Series i DataFrame w Pandas

- Struktura Series:
  - Jednowymiarowy obiekt zawierający dane, indeks i etykiety.

- Struktura DataFrame:
  - Dwuwymiarowa tabela danych z etykietowanymi kolumnami i indeksem.

Analiza z NumPy i Pandas

Tworzenie Series i DataFrame w Pandas:

```
import pandas as pd

# Tworzenie Series
seria = pd.Series([1, 3, 5, np.nan, 6, 8])

# Tworzenie DataFrame z tablicy NumPy
df_tablica = pd.DataFrame(np.random.randn(6, 4), columns=list('ABCD'))

# Tworzenie DataFrame z Dictionary
df_slownik = pd.DataFrame({'A': 1.0,
                           'B': pd.Timestamp('20220101'),
                           'C': pd.Series(1, index=list(range(4)), dtype='float32'),
                           'D': np.array([3] * 4, dtype='int32'),
                           'E': pd.Categorical(["test", "train", "test", "train"]),
                           'F': 'foo'})
```

Analiza z NumPy i Pandas

Wczytywanie i Zapis Danych w Różnych Formatach

Wczytywanie Danych w Pandas:

- Pandas oferuje wiele funkcji do wczytywania danych z różnych źródeł, takich jak pliki CSV, Excel, SQL, a nawet strony internetowe. Poniżej znajdują się przykłady wczytywania danych z pliku CSV i Excel:

Analiza z NumPy i Pandas

Przykład:

Dane w csv (Pliki są dostępne na GitHub)

```
import pandas as pd

# Wczytywanie danych z pliku CSV
df_csv = pd.read_csv('nazwa_pliku.csv')

# Wczytywanie danych z pliku Excel
df_excel = pd.read_excel('nazwa_pliku.xlsx', sheet_name='Arkusz1')
```

Analiza z NumPy i Pandas

Wczytywanie i Zapis Danych w Różnych Formatach

Zapis Danych w Pandas:

- Podobnie jak z wczytywaniem, Pandas umożliwia zapisywanie danych do różnych formatów. Poniżej znajdują się przykłady zapisywania danych do pliku CSV i Excel:

Analiza z NumPy i Pandas

Przykład:

```
df_slownik.to_csv('NowyPlikSlownik.csv', index=False)
df_slownik.to_excel('NowyPlikExcel.xlsx', sheet_name='Slownik', index=False)
```

```
# Sprawdzenie Current Working Directory (CWD) w JupyterNotebook
# metoda 1
import os

notebook_path = os.getcwd()
print(notebook_path)

# metoda 2
from ipykernel import get_connection_file
# import os - to już zaimportowaliśmy więc nie ma potrzeby powielać, natomiast jest niezbędnę do wykorzystania metody 2

connection_file = get_connection_file()
notebook_path = os.path.dirname(connection_file)
print(notebook_path)
```

```
C:\Users\PabloPapito\PythonWAnalizieDanych\DayTwo
C:\Users\PabloPapito\AppData\Roaming\jupyter\runtime
```

Analiza z NumPy i Pandas

Podstawowe Atrybuty DataFrame w Pandas

- Struktura DataFrame w Pandas:
  - DataFrame w Pandas to dwuwymiarowa struktura danych, która składa się z wierszy i kolumn. Przedstawmy kilka podstawowych atrybutów, które pozwalają zrozumieć strukturę danych w ramach DataFrame.

Analiza z NumPy i Pandas

Atrybut shape:

- Atrybut shape zwraca krotkę reprezentującą liczbę wierszy i kolumn w DF.

```python
import pandas as pd

# Przykładowe utworzenie DataFrame
data = {'A': [1, 2, 3], 'B': [4, 5, 6]}
df = pd.DataFrame(data)

# Sprawdzenie kształtu DataFrame
ksztalt = df.shape
print("Kształt DataFrame:", ksztalt)
```

```
Kształt DataFrame: (3, 2)
```

Analiza z NumPy i Pandas

Atrybut index:

- Atrybut index zwraca indeksy wierszy (etykiety).

```
# Sprawdzenie indeksów wierszy DataFrame
indeksy = df.index
print("Indeksy wierszy DataFrame:", indeksy)
```

```
Indeksy wierszy DataFrame: RangeIndex(start=0, stop=3, step=1)
```

Analiza z NumPy i Pandas

Atrybut columns:

- Atrybut columns zwraca etykiety kolumn.

```
# Sprawdzenie etykiet kolumn DataFrame
etykiety_kolumn = df.columns
print("Etykiety kolumn DataFrame:", etykiety_kolumn)
```

```
Etykiety kolumn DataFrame: Index(['A', 'B'], dtype='object')
```

Analiza z NumPy i Pandas

Atrybut dtypes:

- Atrybut dtypes zwraca informacje o typach danych w poszczególnych kolumnach.

```
# Sprawdzenie typów danych kolumn DataFrame
typy_danych = df.dtypes
print("Typy danych kolumn DataFrame:\n", typy_danych)
```

```
Typy danych kolumn DataFrame:
 A    int64
B    int64
dtype: object
```

Analiza z NumPy i Pandas

Przydatne Funkcje w Pandas

- W Pandas istnieje wiele przydatnych funkcji do szybkiego podglądu i analizy danych. Poniżej omówione są niektóre z tych funkcji:

Analiza z NumPy i Pandas

Funkcja describe()

- Funkcja describe() dostarcza podsumowania statystyczne dla kolumn w DF, takie jak średnia, odchylenie standardowe, minimum, maksimum i kwartyle.

```
# Przykład użycia describe
opis_statystyczny = df.describe()
print("Opis statystyczny DataFrame:\n", opis_statystyczny)
```

```
Opis statystyczny DataFrame:
              A    B
count  3.0  3.0
mean   2.0  5.0
std    1.0  1.0
min    1.0  4.0
25%    1.5  4.5
50%    2.0  5.0
75%    2.5  5.5
max    3.0  6.0
```

Analiza z NumPy i Pandas

Funkcja info()

- Funkcja info() wyświetla podstawowe informacje o DF, takie jak ilość niepustych wartości i typy danych dla każdej kolumny.

```
# Przykład użycia info
informacje_o_danych = df.info()
print("Informacje o danych w DataFrame:\n", informacje_o_danych)
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 3 entries, 0 to 2
Data columns (total 2 columns):
 #   Column  Non-Null Count  Dtype
---  ------  --------------  -----
 0   A       3 non-null      int64
 1   B       3 non-null      int64
dtypes: int64(2)
memory usage: 180.0 bytes
Informacje o danych w DataFrame:
 None
```

Analiza z NumPy i Pandas

Funkcja head(n)

- Funkcja head(n) zwraca pierwsze n wierszy DF, co jest przydatne do szybkiego podglądu danych.

```
# Przykład użycia head
pierwsze_wiersze = df.head(3)  # Zwróci trzy pierwsze wiersze
print("Pierwsze trzy wiersze DataFrame:\n", pierwsze_wiersze)
```

```
Pierwsze trzy wiersze DataFrame:
    A  B
0  1  4
1  2  5
2  3  6
```

Analiza z NumPy i Pandas

Funkcja tail(n)

- Funkcja tail(n) zwraca ostatnie n wierszy DF, co pomaga przy weryfikacji danych na końcu zbioru.

```
# Przykład użycia tail
ostatnie_wiersze = df.tail(3)  # Zwróci trzy ostatnie wiersze
print("Ostatnie trzy wiersze DataFrame:\n", ostatnie_wiersze)
```

```
Ostatnie trzy wiersze DataFrame:
    A  B
0  1  4
1  2  5
2  3  6
```

Analiza z NumPy i Pandas

Funkcja sample(n)

- Funkcja sample(n) zwraca losowe n wierszy z DF.

```
# Przykład użycia sample
losowe_wiersze = df.sample(3)  # Zwróci trzy losowe wiersze
print("Losowe trzy wiersze DataFrame:\n", losowe_wiersze)
```

```
Losowe trzy wiersze DataFrame:
    A  B
1  2  5
2  3  6
0  1  4
```

Analiza z NumPy i Pandas

Czyszczenie wartości zduplikowanych w Pandas

Sprawdzanie duplikatów:

- W analizie danych często konieczne jest sprawdzenie i usunięcie zduplikowanych wierszy. Pandas dostarcza funkcji do tego celu.

Analiza z NumPy i Pandas

Czyszczenie wartości zduplikowanych w Pandas

```python
import pandas as pd

# Przykładowe utworzenie DataFrame z zduplikowanymi danymi
data = {'A': [1, 2, 2, 3, 4],
        'B': ['a', 'b', 'b', 'c', 'd']}
df = pd.DataFrame(data)

# Sprawdzenie duplikatów w całych wierszach
duplikaty_wiersze = df.duplicated()

# Sprawdzenie duplikatów w kolumnie 'A'
duplikaty_kolumna_A = df['A'].duplicated()

print("Duplikaty wierszy:\n", duplikaty_wiersze)
print("Duplikaty w kolumnie 'A':\n", duplikaty_kolumna_A)
```

```
Duplikaty wierszy:
 0    False
1    False
2     True
3    False
4    False
dtype: bool
Duplikaty w kolumnie 'A':
 0    False
1    False
2     True
3    False
4    False
Name: A, dtype: bool
```

Analiza z NumPy i Pandas

Czyszczenie wartości zduplikowanych w Pandas

```
# Usunięcie zduplikowanych wierszy (zostawiając pierwszy wystąpienie)
df_bez_duplikatow = df2.drop_duplicates()

# Usunięcie zduplikowanych wierszy bazując na konkretnej kolumnie
df_bez_duplikatow_kolumna_A = df2.drop_duplicates(subset='A')

print("DataFrame bez duplikatów:\n", df_bez_duplikatow)
print("DataFrame bez duplikatów w kolumnie 'A':\n", df_bez_duplikatow_kolumna_A)
```

```
DataFrame bez duplikatów:
    A  B
0  1  a
1  2  b
3  3  c
4  4  d
DataFrame bez duplikatów w kolumnie 'A':
    A  B
0  1  a
1  2  b
3  3  c
4  4  d
```

Analiza z NumPy i Pandas

Wartości brakujące (None/Null) - Różne podejścia do radzenia sobie z nimi

- W analizie danych często spotykamy się z wartościami brakującymi (NaN lub None). Pandas oferuje różne metody radzenia sobie z tymi wartościami.

Analiza z NumPy i Pandas

Wartości brakujące (None/Null) - Różne podejścia do radzenia sobie z nimi

- Sprawdzenie wartości brakujących:

```python
import pandas as pd

# Przykładowe utworzenie DataFrame z wartościami brakującymi
data = {'A': [1, 2, None, 4],
        'B': ['a', 'b', 'c', None]}
df = pd.DataFrame(data)

# Sprawdzenie, czy istnieją wartości brakujące w DataFrame
brakujace_wartosci = df.isnull()

print("Wartości brakujące w DataFrame:\n", brakujace_wartosci)
```

```
Wartości brakujące w DataFrame:
       A      B
0  False  False
1  False  False
2   True  False
3  False   True
```

Analiza z NumPy i Pandas

Wartości brakujące (None/Null) - Różne podejścia do radzenia sobie z nimi

- Usuwanie wartości brakujących:

```
# Usunięcie wierszy zawierających przynajmniej jedną wartość brakującą
df_bez_brakujacych_wierszy = df.dropna()
# Metoda dropna() usuwa wiersze, które mają przynajmniej jedną brakującą wartość.
# Czyli wynikiem będzie tylko wiersz 1 i 2 ponieważ reszta zawiera 'None'

# Usunięcie kolumn zawierających przynajmniej jedną wartość brakującą
df_bez_brakujacych_kolumn = df.dropna(axis=1)
# Z kolei metoda dropna(axis=1) usuwa kolumny, które mają przynajmniej jedną brakującą wartość.
# W tym przypadku usunie zarówno kolumnę A, jak i kolumnę B, ponieważ obie zawierają brakujące wartości.
# Wynikowy DataFrame df_bez_brakujacych_kolumn będzie pusty

print("DataFrame bez wierszy zawierających wartości brakujące:\n", df_bez_brakujacych_wierszy)
print("DataFrame bez kolumn zawierających wartości brakujące:\n", df_bez_brakujacych_kolumn)
```

```
DataFrame bez wierszy zawierających wartości brakujące:
      A  B
0  1.0  a
1  2.0  b
DataFrame bez kolumn zawierających wartości brakujące:
 Empty DataFrame
Columns: []
Index: [0, 1, 2, 3]
```

Analiza z NumPy i Pandas

Wartości brakujące (None/Null) - Różne podejścia do radzenia sobie z nimi

- Uzupełnianie wartości brakujących:

```
In [75]: # Uzupełnienie wartości brakujących określoną wartością (np. średnią)
         srednia_wartosc_A = df['A'].mean()
         df_uzupelnione = df.fillna({'A': srednia_wartosc_A, 'B': 'brak_danych'})

         print("DataFrame po uzupełnieniu wartości brakujących:\n", df_uzupelnione)

         DataFrame po uzupełnieniu wartości brakujących:
                   A            B
         0  1.000000            a
         1  2.000000            b
         2  2.333333            c
         3  4.000000  brak_danych
```

Analiza z NumPy i Pandas

Wykrywanie wartości odstających w Pandas

Wartości odstające (ang. outliers) są danymi, które znacząco różnią się od reszty zbioru danych i mogą wpływać na wyniki analizy. Pandas pozwala na wykrywanie tych wartości i podejmowanie odpowiednich działań.

Analiza z NumPy i Pandas

Wykrywanie wartości odstających w Pandas

```python
import pandas as pd

# Przykładowe utworzenie DataFrame z wartościami odstającymi
data = {'A': [1, 2, 3, 100],
        'B': [4, 5, 6, 200]}
df = pd.DataFrame(data)

# Wykrywanie wartości odstających na podstawie kwantyli - obliczamy 25 i 75 kwantyl wykorzystując metodę quantile
kwantyl_25 = df.quantile(0.25)
kwantyl_75 = df.quantile(0.75)
rozstep_miedzykwartylowy = kwantyl_75 - kwantyl_25

# Definiowanie zakresu wartości "normalnych"
dolny_limit = kwantyl_25 - 1.5 * rozstep_miedzykwartylowy
gorny_limit = kwantyl_75 + 1.5 * rozstep_miedzykwartylowy
# Graniczne wartości (dolny i górny limit) określają zakres wartości, które uznajemy za "normalne" w danych.
# Wartości poza tym zakresem są uznawane za wartości odstające.

# Wykrywanie wartości odstających
odstajace_wartosci = (df < dolny_limit) | (df > gorny_limit)
# Ta linia kodu porównuje każdą wartość w DataFrame z dolnym i górnym limitem:
    # Jeśli wartość w komórce jest mniejsza niż dolny limit lub większa niż górny limit, zostanie oznaczona jako wartość odstająca (True).
    # W przeciwnym razie otrzymamy wartość False.

# Znak | w Pythonie oznacza operator "lub" (bitowego OR).
# Jednak w kontekście pracy z pandas ma on specyficzne zastosowanie do operacji logicznych na DataFrame.
# W pandas | służy do wykonywania operacji "lub" na seriach lub DataFrame'ach, co pozwala na porównywanie elementów między dwoma zbiorami wartości.

print("Wartości odstające w DataFrame:\n", odstajace_wartosci)
```

```
Wartości odstające w DataFrame:
        A      B
0  False  False
1  False  False
2  False  False
3   True   True
```

COMARCH
Szkolenia

Analiza z NumPy i Pandas

Wykrywanie wartości odstających w Pandas

Zastosowanie 1.5-krotności rozstępu międzykwartylowego (ang. interquartile range, IQR) jest standardowym podejściem do wykrywania wartości odstających w statystyce. Działa to na podstawie prostego założenia, że wartości, które znajdują się bardzo daleko od środka rozkładu, mogą być potencjalnymi wartościami odstającymi.

IQR mierzy, jak szeroko rozłożone są środkowe 50% danych i jest uważany za bardziej odporny na skrajne wartości niż inne miary, np. odchylenie standardowe.

Analiza z NumPy i Pandas

Wykrywanie wartości odstających w Pandas

Dlaczego * 1.5?

Wykorzystanie 1.5-krotności IQR wynika z empirii i praktyki statystycznej.

Dla rozkładów normalnych lub bliskich normalnych, 1.5-krotność IQR wyznacza rozsądne granice, poza którymi wartości można uznać za odstające.

Dlaczego akurat 1.5? Wynika to z tego, że dla większości rozkładów

- Wartości poniżej Q1 - 1.5 * IQR są uważane za zbyt małe i mogą być wartościami odstającymi.
- Wartości powyżej Q3 + 1.5 * IQR są uważane za zbyt duże i również mogą być wartościami odstającymi.
- Wartości poza tym zakresem są nietypowe, ponieważ znajdują się znacznie dalej od środkowych 50% danych.

Analiza z NumPy i Pandas

Wykrywanie wartości odstających w Pandas

Dlaczego 1.5, a nie inna liczba?

Wartość **1.5** jest kompromisem między:

- Wrażliwością na wartości odstające.
- Ochroną przed wyeliminowaniem zbyt wielu danych.

Jeśli zakres ten jest zbyt szeroki, można przeoczyć wartości odstające, a jeśli jest zbyt wąski, można oznaczyć jako odstające wartości, które w rzeczywistości są normalnymi odchyleniami.

Dla rozkładu normalnego, 1.5-krotność IQR zwykle dobrze identyfikuje dane poza naturalnym zakresem zmienności, bez nadmiernej liczby fałszywych wyników.

Analiza z NumPy i Pandas

Wykrywanie wartości odstających w Pandas

Dodatkowe wyjaśnienie znaku (|)

Bitowy operator OR w operacjach na liczbach całkowitych.

W czystym Pythonie, poza bibliotekami takimi jak pandas, | jest operatorem bitowym. Oznacza, że wykonuje operację logiczną "lub" na poziomie bitów między dwoma liczbami binarnymi.

Analiza z NumPy i Pandas

Wykrywanie wartości odstających w Pandas

Dodatkowe wyjaśnienie znaku (|)

Operator "lub" (|) w pandasW pandas | jest używany do porównywania Serii lub DataFrame w sposób element-po-elemencie. Oznacza on logiczne "lub" między dwoma wartościami.

Dla każdego wiersza porównuje oba warunki: jeśli którykolwiek z nich jest prawdziwy, wynik dla tego wiersza to True.

Analiza z NumPy i Pandas

Wykrywanie wartości odstających w Pandas

Dodatkowe wyjaśnienie znaku (|)

Różnica między | a or

- | to operator bitowy lub logiczny dla operacji na obiektach takich jak pandas Series i DataFrame. Działa element-po-elemencie.
- or jest z kolei zarezerwowany dla prostych wartości logicznych (np. True lub False) i nie działa bezpośrednio na obiektach typu pandas Series lub DataFrame.

Próba użycia or na takich obiektach spowoduje błąd.

Analiza z NumPy i Pandas

Zastępowanie wartości odstających:

```
# Zastępowanie wartości odstających wartością graniczną
# DataFrame.mask(cond, other, axis=None)
df_bez_odstajacych = df.mask(odstajace_wartosci, gorny_limit, axis=1)

print("DataFrame po zastąpieniu wartości odstających:\n", df_bez_odstajacych)
```

```
DataFrame po zastąpieniu wartości odstających:
       A        B
0    1.0    4.000
1    2.0    5.000
2    3.0    6.000
3   65.5  129.125
```

Analiza z NumPy i Pandas

Zastępowanie wartości odstających:

Dodatkowe wyjaśnienie działania funkcji mask()

Używamy funkcji mask() do zastąpienia wartości odstających wartością górnego limitu.

Funkcja mask() w pandas zastępuje wartości w DataFrame tam, gdzie określony warunek jest spełniony.

Analiza z NumPy i Pandas

Zastępowanie wartości odstających:

Funkcja mask() – składnia

- cond – warunek logiczny, gdzie wartość powinna być zastąpiona (w tym przypadku są to wartości odstające).
- other – wartości, które zastąpią oryginalne dane, jeśli warunek zostanie spełniony.
- axis – określa, czy warunek i wartość mają być stosowane do wierszy (axis=0) czy kolumn (axis=1).

Analiza z NumPy i Pandas

Zastępowanie wartości odstających:

Dodatkowe wyjaśnienie działania funkcji mask()

Funkcja mask() działa w ten sposób, że:

- Gdziekolwiek wartość w odstajace_wartosci wynosi True, funkcja zastępuje odpowiednią wartość w df wartością z gorny_limit.
- Gdzie wartość wynosi False, oryginalna wartość z df zostaje zachowana.

Analiza z NumPy i Pandas

Sortowanie danych w Pandas

Sortowanie danych jest ważnym krokiem w analizie danych, umożliwiając uporządkowanie danych według określonych kryteriów. Pandas oferuje funkcje umożliwiające sortowanie zarówno wierszy, jak i kolumn.

Analiza z NumPy i Pandas

Sortowanie wierszy:

```python
import pandas as pd

# Przykładowe utworzenie DataFrame do sortowania wierszy
data = {'A': [3, 1, 4, 2],
        'B': ['c', 'a', 'd', 'b']}
df = pd.DataFrame(data)

# Sortowanie wierszy według kolumny 'A'
df_posortowany = df.sort_values(by='A')

print("DataFrame po posortowaniu wierszy według kolumny 'A':\n", df_posortowany)
```

```
DataFrame po posortowaniu wierszy według kolumny 'A':
    A  B
1  1  a
3  2  b
0  3  c
2  4  d
```

Analiza z NumPy i Pandas

Sortowanie kolumn:

```
# Sortowanie kolumn według etykiet kolumn
df_kolumny_posortowane = df.sort_index(axis=1) # axis=1 - czyli po kolumnie ale indeksowej/etykietach

print("DataFrame po posortowaniu kolumn według etykiet:\n", df_kolumny_posortowane)
```

```
DataFrame po posortowaniu kolumn według etykiet:
    A  B
0  3  c
1  1  a
2  4  d
3  2  b
```

Analiza z NumPy i Pandas

Sortowanie malejące:

```
# Sortowanie wierszy malejąco według kolumny 'A'
df_posortowany_malejaco = df.sort_values(by='A', ascending=False) # ascending - rosnąco, descending - malejąco ascending=False= rosnąco? - nie

print("DataFrame po posortowaniu malejąco według kolumny 'A':\n", df_posortowany_malejaco)
```

```
DataFrame po posortowaniu malejąco według kolumny 'A':
    A  B
2  4  d
0  3  c
3  2  b
1  1  a
```

Analiza z NumPy i Pandas

Filtrowanie danych w Pandas

Filtrowanie danych to proces wybierania jedynie tych danych, które spełniają określone kryteria. W Pandas istnieje kilka metod do filtrowania danych, a każda z nich ma swoje zastosowanie. Omówmy to na przykładowych danych:

```
# Przykładowy DataFrame do filtrowania
data = {'A': [1, 2, 3, 4],    # Kolumna 'A' z wartościami liczbowymi
        'B': ['a', 'b', 'c', 'd']}  # Kolumna 'B' z wartościami tekstowymi

# Tworzymy DataFrame z domyślnymi indeksami 0, 1, 2, ...
df = pd.DataFrame(data)

# Wyświetlamy pełny DataFrame przed filtrowaniem
print("Przykładowe dane do filtrowania:\n", df, "\n")
```

```
Przykładowe dane do filtrowania:
    A  B
0  1  a
1  2  b
2  3  c
3  4  d
```

Analiza z NumPy i Pandas

Filtrowanie za pomocą loc:

```
# ------------------ Filtrowanie za pomocą loc ------------------

# Filtrowanie wierszy o indeksach 0 i 1 oraz wybieranie kolumny 'A'
df_filtr_loc = df.loc[[0, 1], 'A']  # Wybieramy wartości w kolumnie 'A' dla pierwszych dwóch wierszy
print("Filtrowanie za pomocą loc:\n", df_filtr_loc, "\n")
```

```
Filtrowanie za pomocą loc:
 0    1
1    2
Name: A, dtype: int64
```

Analiza z NumPy i Pandas

Filtrowanie za pomocą iloc:

```
# ------------------ Filtrowanie za pomocą iloc ------------------

# Filtrowanie pierwszych dwóch wierszy oraz pierwszej kolumny
df_filtr_iloc = df.iloc[:2, 0]  # Pierwsze dwa wiersze (wiersze 0 i 1) i pierwsza kolumna (indeks 0)
print("Filtrowanie za pomocą iloc:\n", df_filtr_iloc, "\n")
```

```
Filtrowanie za pomocą iloc:
 0    1
1    2
Name: A, dtype: int64
```

Analiza z NumPy i Pandas

Filtrowanie za pomocą query:

```
# ------------------ Filtrowanie za pomocą query ------------------

# Filtrowanie wierszy, gdzie wartość w kolumnie 'A' jest większa niż 2
df_filtr_query = df.query('A > 2')  # Zwraca wiersze, gdzie kolumna 'A' > 2
print("Filtrowanie za pomocą query:\n", df_filtr_query, "\n")
```

```
Filtrowanie za pomocą query:
    A  B
2  3  c
3  4  d
```

Analiza z NumPy i Pandas

Filtrowanie za pomocą where:

```
# ------------------ Filtrowanie za pomocą where ------------------

# Filtrowanie z zachowaniem struktury i zastąpieniem niespełniających warunku wartości NaN
df_filtr_where = df.where(df['A'] > 2)  # Tylko wiersze z 'A' > 2, reszta jako NaN
print("Filtrowanie za pomocą where:\n", df_filtr_where, "\n")
```

```
Filtrowanie za pomocą where:
     A    B
0  NaN  NaN
1  NaN  NaN
2  3.0    c
3  4.0    d
```

Analiza z NumPy i Pandas

Filtrowanie za pomocą isin:

```
# ------------------ Filtrowanie za pomocą isin ------------------

# Filtrowanie wierszy, gdzie kolumna 'B' zawiera wartości 'a' lub 'c'
df_filtr_isin = df[df['B'].isin(['a', 'c'])]  # Zwraca wiersze, gdzie kolumna 'B' ma wartość 'a' lub 'c'
print("Filtrowanie za pomocą isin:\n", df_filtr_isin, "\n")
```

```
Filtrowanie za pomocą isin:
    A  B
0  1  a
2  3  c
```

Analiza z NumPy i Pandas

Filtrowanie za pomocą isnull i notnull:

```
# ------------------- Filtrowanie braków danych -------------------

# Dodanie brakującej wartości (NaN), aby pokazać działanie isnull i notnull
df_with_nan = df.copy()  # Tworzymy kopię DataFrame
df_with_nan.loc[2, 'A'] = None  # Wstawiamy NaN w trzecim wierszu (wiersz 2) kolumny 'A'

# Filtrowanie wierszy, gdzie wartość w kolumnie 'A' jest NaN
df_filtr_isnull = df_with_nan[df_with_nan['A'].isnull()]  # Wybiera wiersze, gdzie 'A' to NaN
print("Filtrowanie za pomocą isnull:\n", df_filtr_isnull, "\n")

# Filtrowanie wierszy, gdzie wartość w kolumnie 'A' nie jest NaN
df_filtr_notnull = df_with_nan[df_with_nan['A'].notnull()]  # Wybiera wiersze, gdzie 'A' nie jest NaN
print("Filtrowanie za pomocą notnull:\n", df_filtr_notnull, "\n")
```

```
Filtrowanie za pomocą isnull:
     A  B
2 NaN  c

Filtrowanie za pomocą notnull:
      A  B
0  1.0  a
1  2.0  b
3  4.0  d
```

Analiza z NumPy i Pandas

Podsumowanie metod filtrowania

Metoda	Opis	Przykład
`.loc`	Filtrowanie według indeksów wierszy i nazw kolumn	`df.loc[[0, 1], 'A']`
`.iloc`	Filtrowanie według numerów wierszy i kolumn	`df.iloc[:2, 0]`
`query`	Filtrowanie według wyrażeń logicznych	`df.query('A > 2')`
`where`	Filtrowanie z zachowaniem struktury i uzupełnianiem braków jako `NaN`	`df.where(df['A'] > 2)`
`isin`	Filtrowanie wierszy, gdzie kolumna zawiera określone wartości	`df[df['B'].isin(['a', 'c'])]`
`isnull`, `notnull`	Filtrowanie braków (`NaN`) i wartości obecnych	`df[df['A'].isnull()]`, `df[df['A'].notnull()]`

Analiza z NumPy i Pandas

Tabele Przestawne w Pandas

- Tabele przestawne to narzędzie umożliwiające podsumowanie i analizę danych w formie tabeli. Pandas oferuje funkcję do tworzenia tabel przestawnych, co ułatwia analizę różnych aspektów danych.

Analiza z NumPy i Pandas

Tworzenie tabeli przestawnej:

```
import pandas as pd

# Przykładowe utworzenie DataFrame do tabeli przestawnej
data = {'Category': ['A', 'B', 'A', 'B', 'A', 'B'],
        'Value': [10, 20, 30, 40, 50, 60]}
df = pd.DataFrame(data)

# Tworzenie tabeli przestawnej
table_przestawna = pd.pivot_table(df, values='Value', columns='Category', aggfunc='sum')

print("Tabela przestawna:\n", table_przestawna)
```

```
Tabela przestawna:
 Category   A    B
Value      90  120
```

Analiza z NumPy i Pandas

Określanie indeksów i kolumn tabeli przestawnej:

```
# Określanie indeksów i kolumn dla tabeli przestawnej
table_przestawna_indeks_kolumny = pd.pivot_table(df, values='Value', index='Category', columns='Category', aggfunc='sum')

print("Tabela przestawna z określonymi indeksami i kolumnami:\n", table_przestawna_indeks_kolumny)
```

```
Tabela przestawna z określonymi indeksami i kolumnami:
 Category     A      B
Category
A         90.0    NaN
B          NaN  120.0
```

Analiza z NumPy i Pandas

Określanie funkcji agregującej:

```
# Określanie funkcji agregującej dla tabeli przestawnej (np. średnia)
table_przestawna_srednia = pd.pivot_table(df, values='Value', index='Category', aggfunc='mean')

print("Tabela przestawna z określoną funkcją agregującą (średnia):\n", table_przestawna_srednia)
```

```
Tabela przestawna z określoną funkcją agregującą (średnia):
           Value
Category
A             30
B             40
```

Analiza z NumPy i Pandas

Uzupełnianie wartości brakujących:

```
# Uzupełnianie wartości brakujących w tabeli przestawnej (np. wartością 0)
table_przestawna_uzupelniona = pd.pivot_table(df, values='Value', index='Category', fill_value=0, aggfunc='sum')

print("Tabela przestawna z uzupełnionymi wartościami brakującymi:\n", table_przestawna_uzupelniona)
```

```
Tabela przestawna z uzupełnionymi wartościami brakującymi:
           Value
Category
A             90
B            120
```

Analiza z NumPy i Pandas

Grupowanie danych w Pandas

- Grupowanie danych to proces dzielenia danych na grupy w oparciu o określone kryteria, a następnie wykonywania operacji na każdej z tych grup. W Pandas, do grupowania danych używamy funkcji groupby.

Analiza z NumPy i Pandas

Grupowanie na podstawie jednej kolumny:

```python
import pandas as pd

# Przykładowe utworzenie DataFrame do grupowania
data = {'Category': ['A', 'B', 'A', 'B', 'A', 'B'],
        'Value': [10, 20, 30, 40, 50, 60]}
df = pd.DataFrame(data)

# Grupowanie na podstawie kolumny 'Category' i obliczanie sumy dla każdej grupy
grupowanie_jedna_kolumna = df.groupby('Category').sum()

print("Wynik grupowania na podstawie jednej kolumny:\n", grupowanie_jedna_kolumna)
```

```
Wynik grupowania na podstawie jednej kolumny:
          Value
Category
A            90
B           120
```

Analiza z NumPy i Pandas

Grupowanie na podstawie wielu kolumn:

```
# Grupowanie na podstawie wielu kolumn i obliczanie sumy dla każdej grupy
grupowanie_wiele_kolumn = df.groupby(['Category', 'Value']).size().reset_index(name='Count') # Dane nie zostały zgrupowane, ponieważ przykładowe dane są różnorodne

print("Wynik grupowania na podstawie wielu kolumn:\n", grupowanie_wiele_kolumn)
```

```
Wynik grupowania na podstawie wielu kolumn:
   Category  Value  Count
0         A     10      1
1         A     30      1
2         A     50      1
3         B     20      1
4         B     40      1
5         B     60      1
```

Wprowadzenie do biblioteki pandas

Grupowanie na podstawie wielu kolumn:

W Pythonie, a dokładniej w bibliotece pandas, metoda groupby() służy do grupowania danych na podstawie jednej lub więcej kolumn. W wyniku grupowania powstaje obiekt, który przechowuje dane pogrupowane według wskazanych kolumn. Jednak domyślnie po wykonaniu operacji grupowania, indeksowanie odbywa się w oparciu o wartości kolumn, według których grupowaliśmy.

Wprowadzenie do biblioteki pandas

Grupowanie na podstawie wielu kolumn:

reset_index(name='Count’):

- Operacja ta resetuje indeks utworzony automatycznie przez metodę groupby() i przekształca go w regularne kolumny.
- Dodatkowo, name='Count' wskazuje, że wynik z .size() (czyli liczebność grup) będzie zapisany w nowej kolumnie o nazwie 'Count’.

Wprowadzenie do biblioteki pandas

Grupowanie na podstawie wielu kolumn:

Innymi słowy, metoda reset_index() przekształca wynik grupowania z tzw. "MultiIndex" (indeks wielopoziomowy) na bardziej przejrzysty DataFrame, w którym kolumny, po których grupowaliśmy, będą wyświetlane normalnie, a liczebność pojawi się w osobnej kolumnie.

Wprowadzenie do biblioteki pandas

Grupowanie na podstawie wielu kolumn:

Dzięki reset_index(), dane z grupowania są w bardziej przejrzystym formacie, a Count wskazuje, ile razy dana kombinacja wartości pojawia się w oryginalnym zbiorze danych.

Krótko mówiąc, reset_index() przekształca złożoną strukturę indeksów grupowania w prosty, tradycyjny DataFrame z normalnymi kolumnami.

Wprowadzenie do biblioteki pandas

Grupowanie na podstawie wielu kolumn:

- Bez `reset_index()`: Mamy obiekt `Series` z MultiIndexem, gdzie kombinacje wartości są w indeksie.

```
css                                                    Skopiuj kod

Category  Value
A         10       2
          20       1
B         10       2
dtype: int64
```

- Z `reset_index()`: Wynik jest przekształcony w bardziej tradycyjny DataFrame z regularnymi kolumnami.

```
css                                                    Skopiuj kod

  Category  Value  Count
0        A     10      2
1        A     20      1
2        B     10      2
```

To pozwala na łatwiejsze operacje na wynikach grupowania.

Analiza z NumPy i Pandas

Wykonywanie różnych operacji dla każdej grupy:

```
# Grupowanie i obliczanie różnych statystyk dla każdej grupy
grupowanie_statystyki = df.groupby('Category').agg({'Value': ['sum', 'mean', 'count']})

print("Wynik grupowania z różnymi operacjami dla każdej grupy:\n", grupowanie_statystyki)
```

```
Wynik grupowania z różnymi operacjami dla każdej grupy:
          Value
            sum  mean count
Category
A            90  30.0     3
B           120  40.0     3
```

Analiza z NumPy i Pandas

Łączenie danych w Pandas

- Łączenie danych to proces łączenia dwóch lub więcej DataFrame'ów w celu utworzenia jednego DataFrame'u na podstawie wspólnych kolumn lub indeksów. W Pandas, do łączenia danych używamy funkcji merge lub concat.

Analiza z NumPy i Pandas

Łączenie na podstawie wspólnej kolumny:

```
import pandas as pd

# Przykładowe utworzenie dwóch DataFrame'ów do łączenia
df1 = pd.DataFrame({'ID': [1, 2, 3],
                    'Value1': ['A', 'B', 'C']})

df2 = pd.DataFrame({'ID': [2, 3, 4],
                    'Value2': ['X', 'Y', 'Z']})

# łączenie na podstawie wspólnej kolumny 'ID', domyślne łączenie to inner join, dodając parametr how='' możemy zmienić łączenie
laczenie_kolumna = pd.merge(df1, df2, on='ID')

print("Wynik łączenia na podstawie wspólnej kolumny:\n", laczenie_kolumna)
```

```
Wynik łączenia na podstawie wspólnej kolumny:
    ID Value1 Value2
0   2      B      X
1   3      C      Y
```

Analiza z NumPy i Pandas

Łączenie na podstawie wspólnej kolumny:

Dodatkowe informacje

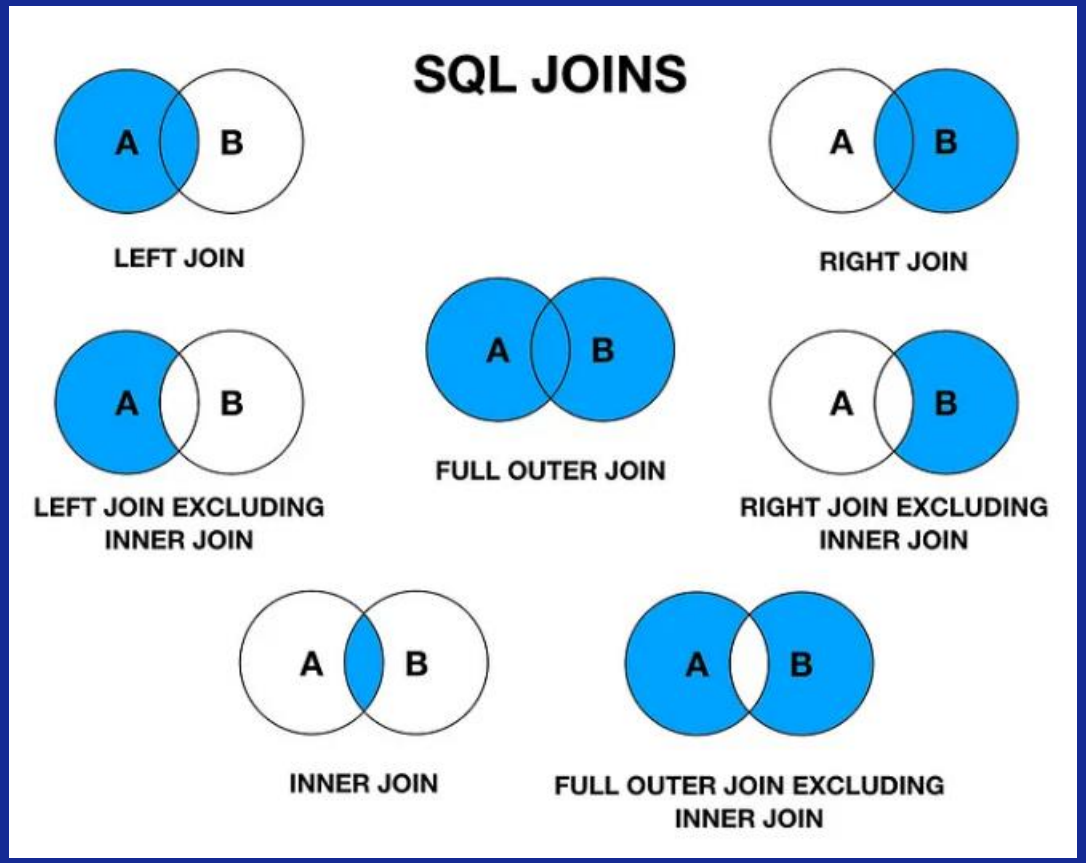
Rodzaje złączeń (joinów):

- inner (domyślny) – zachowuje tylko wiersze, które mają dopasowanie w obu DataFrame'ach.
- left – zachowuje wszystkie wiersze z lewego DataFrame (df1) i dodaje dane z prawego (df2) tam, gdzie są dopasowania. W przypadku braku dopasowania, wartości w prawym DataFrame są zastąpione NaN.
- right – zachowuje wszystkie wiersze z prawego DataFrame (df2) i dodaje dane z lewego (df1) tam, gdzie są dopasowania.
- outer – zachowuje wszystkie wiersze z obu DataFrame'ów, a tam, gdzie nie ma dopasowania, wstawia NaN.

Analiza z NumPy i Pandas

Łączenie na podstawie wspólnego indeksu:

https://medium.com/@iammanolov98/mastering-sql-joins-coding-interview-



Analiza z NumPy i Pandas

Łączenie na podstawie wspólnej kolumny:

Podsumowanie

pd.merge() umożliwia łączenie dwóch DataFrame'ów na podstawie wspólnej kolumny.

Domyślnie wykonywane jest wewnętrzne złączenie (inner join), które zachowuje tylko wiersze wspólne dla obu DataFrame'ów na podstawie wartości w kolumnie 'ID’.

Możesz zmienić typ złączenia, używając argumentu how (np. left, right, outer).

Analiza z NumPy i Pandas

Łączenie na podstawie wspólnego indeksu:

```
# Przykładowe utworzenie dwóch DataFrame'ów do łączenia na podstawie indeksu
df3 = pd.DataFrame({'Value3': ['M', 'N', 'O']}, index=[1, 2, 3])

# łączenie na podstawie wspólnego indeksu
laczenie_indeks = pd.concat([df1, df3], axis=1)

print("Wynik łączenia na podstawie wspólnego indeksu:\n", laczenie_indeks)
```

```
Wynik łączenia na podstawie wspólnego indeksu:
     ID Value1 Value3
0  1.0      A    NaN
1  2.0      B      M
2  3.0      C      N
3  NaN    NaN      O
```

Analiza z NumPy i Pandas

Łączenie na podstawie wspólnego indeksu:

pd.concat() z axis=1 pozwala na poziome łączenie DataFrame'ów (dodawanie kolumn), w oparciu o wspólny indeks.

Jeśli indeksy nie pokrywają się, w miejscach brakujących danych zostaną wstawione NaN.

Można użyć opcji join='inner' lub join='outer' w zależności od tego, czy chcemy zachować tylko wspólne indeksy, czy wszystkie.

Analiza z NumPy i Pandas

Łączenie na podstawie wspólnego indeksu w kierunku pionowym:

```python
# łączenie na podstawie wspólnego indeksu w kierunku pionowym
laczenie_pionowe = pd.concat([df1, df3], axis=0)
# axis=0 - oznacza, że łączenie odbywa się wzdłuż wierszy (czyli w pionie).
# Domyślnie łączenie jest wykonywane wzdłuż osi 0, więc ten parametr jest opcjonalny w tym przypadku.

print("Wynik łączenia na podstawie wspólnego indeksu w kierunku pionowym:\n", laczenie_pionowe)
```

```
Wynik łączenia na podstawie wspólnego indeksu w kierunku pionowym:
     ID Value1 Value3
0   1.0      A    NaN
1   2.0      B    NaN
2   3.0      C    NaN
1   NaN    NaN      M
2   NaN    NaN      N
3   NaN    NaN      O
```

Analiza z NumPy i Pandas

Łączenie na podstawie wspólnego indeksu w kierunku pionowym:

```
# Indeksy zostały zachowane, więc wynikowy DataFrame ma powtarzające się indeksy (0, 1, 2). Można je zresetować, używając metody reset_index():

laczenie_pionowe_reset_index = pd.concat([df1, df3], axis=0).reset_index(drop=True)

print("Wynik łączenia na podstawie wspólnego indeksu w kierunku pionowym po reset index:\n", laczenie_pionowe_reset_index)
```

```
Wynik łączenia na podstawie wspólnego indeksu w kierunku pionowym po reset index:
     ID Value1 Value3
0  1.0      A    NaN
1  2.0      B    NaN
2  3.0      C    NaN
3  NaN    NaN      M
4  NaN    NaN      N
5  NaN    NaN      O
```

Analiza z NumPy i Pandas

Tworzenie nowych atrybutów w Pandas

- Tworzenie nowych atrybutów (kolumn) to kluczowy krok w analizie danych, który pozwala na dostosowywanie danych do konkretnych potrzeb i celów analizy. W Pandas, nowe atrybuty można dodawać poprzez różne operacje na istniejących danych.

Analiza z NumPy i Pandas

Dodawanie nowego atrybutu na podstawie istniejących kolumn:

```python
import pandas as pd

# Przykładowe utworzenie DataFrame
df = pd.DataFrame({'Value1': [10, 20, 30],
                   'Value2': [5, 15, 25]})

# Dodawanie nowego atrybutu 'Sum' na podstawie istniejących kolumn
df['Sum'] = df['Value1'] + df['Value2']

print("DataFrame z dodanym atrybutem 'Sum':\n", df)
```

```
DataFrame z dodanym atrybutem 'Sum':
    Value1  Value2  Sum
0       10       5   15
1       20      15   35
2       30      25   55
```

Analiza z NumPy i Pandas

Dodawanie nowego atrybutu na podstawie warunków logicznych:

```
# Dodawanie nowego atrybutu 'Category' na podstawie warunków logicznych
df['Category'] = ['High' if x > 15 else 'Low' for x in df['Sum']]

print("DataFrame z dodanym atrybutem 'Category':\n", df)
```

```
DataFrame z dodanym atrybutem 'Category':
    Value1  Value2  Sum Category
0       10       5   15      Low
1       20      15   35     High
2       30      25   55     High
```

Analiza z NumPy i Pandas

Utworzenie nowego atrybutu przy użyciu funkcji:

```python
# Utworzenie nowego atrybutu 'Product' przy użyciu funkcji
def categorize_product(sum_value):
    if sum_value > 30:
        return 'Premium'
    elif sum_value > 20:
        return 'Standard'
    else:
        return 'Basic'

df['Product'] = df['Sum'].apply(categorize_product)

print("DataFrame z dodanym atrybutem 'Product':\n", df)
```

```
DataFrame z dodanym atrybutem 'Product':
    Value1  Value2  Sum Category  Product
0       10       5   15      Low    Basic
1       20      15   35     High  Premium
2       30      25   55     High  Premium
```

Python - Wybrane Elementy

Warsztat

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Wizualizacja danych to kluczowy element analizy danych, pozwalający przedstawić wnioski i trendy w sposób czytelny i zrozumiały. Matplotlib i Seaborn to dwie popularne biblioteki w języku Python używane do tworzenia wykresów i wizualizacji danych. Poniżej omówię podstawowe elementy związane z wizualizacją danych, zgodnie z programem szkolenia.

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Rodzaje Wykresów i Wizualizacji:

W Matplotlib i Seaborn istnieje wiele rodzajów wykresów, takich jak:

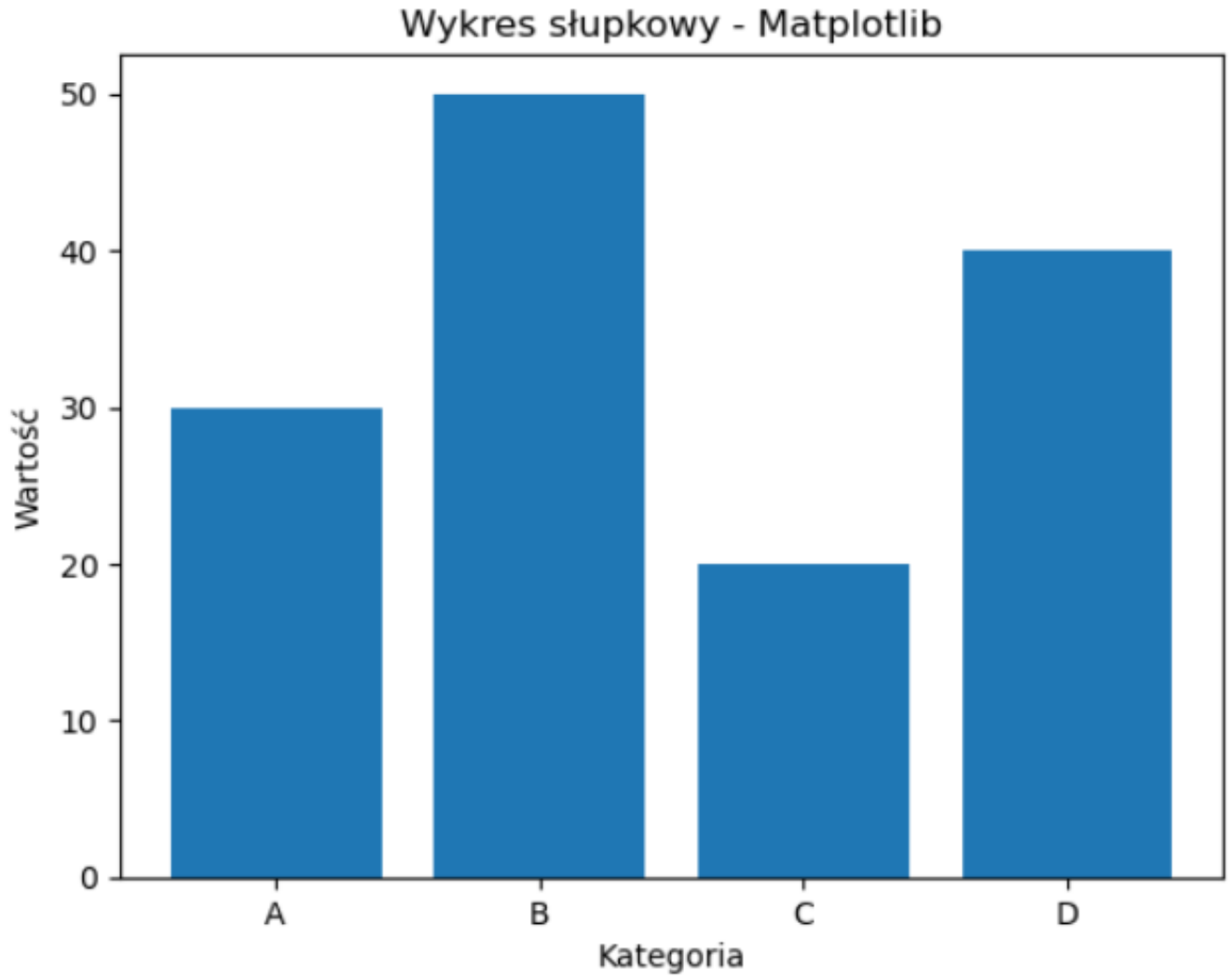
- histogramy,
- wykresy słupkowe,
- wykresy punktowe,
- wykresy liniowe,
- heatmapy,
- pairploty itp.

Każdy z tych rodzajów wykresów może być dostosowany do konkretnego celu analizy danych.

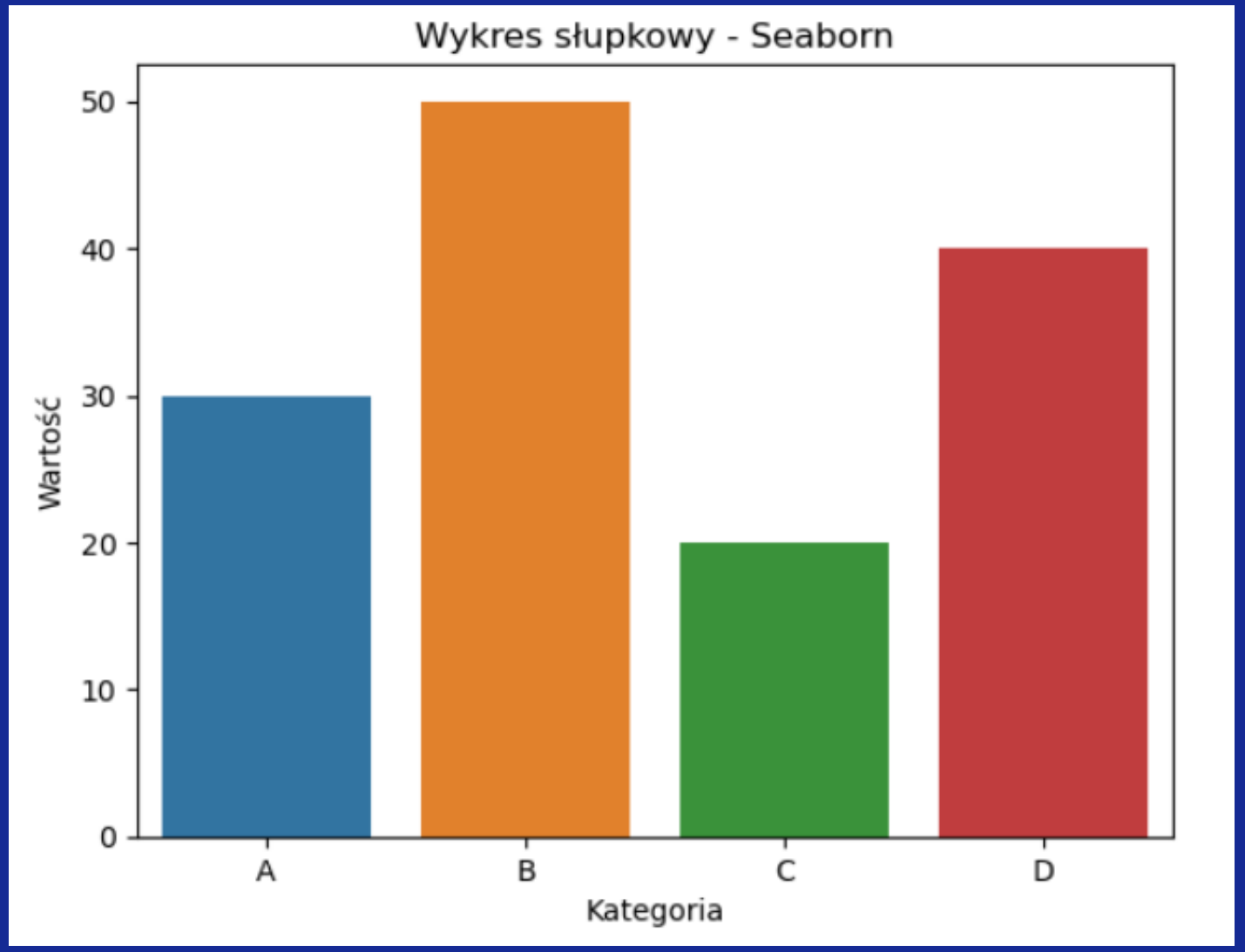
Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

```python
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import pandas as pd

# Przykładowe dane
data = {'Category': ['A', 'B', 'C', 'D'],
        'Value': [30, 50, 20, 40]}

df = pd.DataFrame(data)

# Wykres słupkowy w Matplotlib
plt.bar(df['Category'], df['Value'])
plt.title('Wykres słupkowy - Matplotlib')
plt.xlabel('Kategoria')
plt.ylabel('Wartość')
plt.show()

# Wykres słupkowy w Seaborn
sns.barplot(x='Category', y='Value', data=df)
plt.title('Wykres słupkowy - Seaborn')
plt.xlabel('Kategoria')
plt.ylabel('Wartość')
plt.show()
```

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn



Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn



Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Przykład:

- Rozważmy dwa zestawy danych dotyczące temperatury w dwóch różnych miejscach (w stopniach Celsiusza):
- Zestaw 1: [20, 21, 22, 22, 23, 24, 25, 25, 25, 26, 26, 26, 27, 27, 27]
- Zestaw 2: [15, 16, 16, 17, 17, 18, 18, 19, 19, 20, 20, 21, 21, 22, 22]
- Zbadajmy podstawowe miary rozkładu dla obu zestawów danych, takie jak średnia, odchylenie standardowe, kurtoza itp.

Rozwiązania do ćwiczenia można przedstawić w formie kodu w Jupyter Notebook, aby lepiej zobaczyć, jak te miary są obliczane dla konkretnych danych.

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Przykład:

```
import numpy as np
import scipy.stats as stats

# Zestaw 1
zestaw_1 = [20, 21, 22, 22, 23, 24, 25, 25, 25, 26, 26, 26, 27, 27, 27]

# Zestaw 2
zestaw_2 = [15, 16, 16, 17, 17, 18, 18, 19, 19, 20, 20, 21, 21, 22, 22]

# Średnia arytmetyczna
srednia_z1 = np.mean(zestaw_1)
srednia_z2 = np.mean(zestaw_2)

# Mediana
mediana_z1 = np.median(zestaw_1)
mediana_z2 = np.median(zestaw_2)

# Odchylenie standardowe
std_z1 = np.std(zestaw_1)
std_z2 = np.std(zestaw_2)

# Kurtoza
kurtosis_z1 = stats.kurtosis(zestaw_1)
kurtosis_z2 = stats.kurtosis(zestaw_2)
```

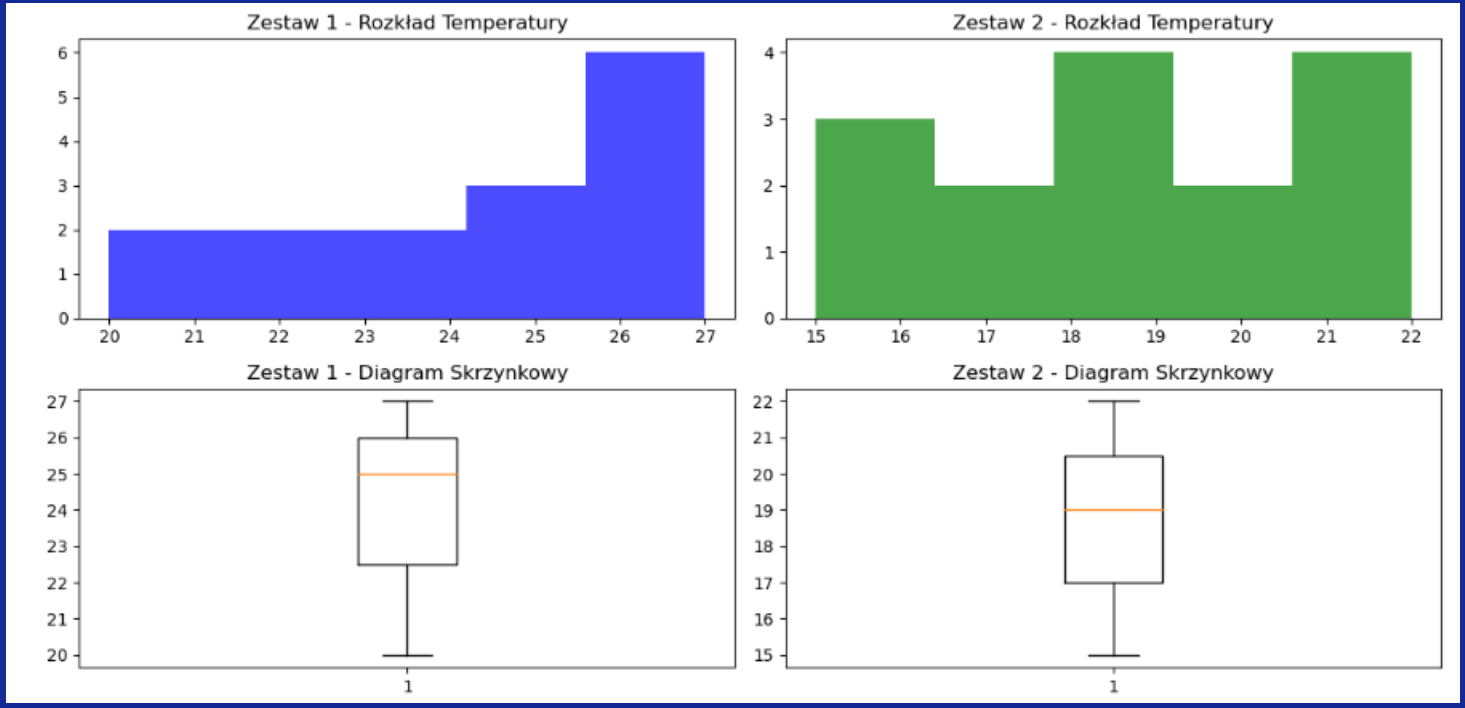
Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Przykład - wizualizacja:

```
# Wizualizacja
import matplotlib.pyplot as plt

plt.figure(figsize=(12, 6))

plt.subplot(2, 2, 1)
plt.hist(zestaw_1, bins=5, color='blue', alpha=0.7)
plt.title('Zestaw 1 - Rozkład Temperatury')

plt.subplot(2, 2, 2)
plt.hist(zestaw_2, bins=5, color='green', alpha=0.7)
plt.title('Zestaw 2 - Rozkład Temperatury')

plt.subplot(2, 2, 3)
plt.boxplot(zestaw_1)
plt.title('Zestaw 1 - Diagram Skrzynkowy')

plt.subplot(2, 2, 4)
plt.boxplot(zestaw_2)
plt.title('Zestaw 2 - Diagram Skrzynkowy')

plt.tight_layout()
plt.show()
```

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Przykład – wizualizacja (wykresy):



Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Rozwiązanie - omówienie:

- W kodzie użyto dwóch głównych rodzajów wizualizacji danych: histogramów i diagramów skrzynkowych (boxplotów).

Histogramy:

1. Zestaw 1 - Rozkład Temperatury:
   - Histogram przedstawia rozkład wartości temperatury w zestawie 1.
   - Parametr bins=5 oznacza, że dane są podzielone na pięć przedziałów.
   - Wartości są reprezentowane na osi x, a liczność wystąpień w każdym przedziale na osi y.

2. Zestaw 2 - Rozkład Temperatury:
   - Analogicznie do zestawu 1, histogram przedstawia rozkład wartości temperatury w zestawie 2.

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Diagramy Skrzynkowe (Boxplots):

1. Zestaw 1 - Diagram Skrzynkowy:
   - Diagram skrzynkowy prezentuje rozkład wartości w zestawie 1.
   - Linia środkowa w pudełku to mediana, a górna i dolna krawędź pudełka oznaczają pierwszy i trzeci kwartyl.
   - "Wąsy" na końcach pudełka reprezentują zakres danych, a potencjalne wartości odstające są oznaczone punktami.

2. Zestaw 2 - Diagram Skrzynkowy:
   - Analogicznie do zestawu 1, diagram skrzynkowy prezentuje rozkład wartości w zestawie 2.

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Rozwiązanie - interpretacja:

- Histogramy pozwalają na wizualną ocenę rozkładu danych, identyfikację modów, a także ocenę symetrii i skośności rozkładu.
- Diagramy skrzynkowe pozwalają na szybkie zrozumienie centralnej tendencji (mediana) i rozproszenia danych, a także na identyfikację wartości odstających.

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Wnioski:

- Zestaw 1 wydaje się mieć bardziej jednostajny rozkład temperatur, z mniejszą zmiennością.
- Zestaw 2 ma bardziej skośny rozkład, z większym zakresem temperatur.

Wizualizacja danych pozwala szybko zrozumieć charakterystykę rozkładu, co jest istotne w analizie statystycznej.

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Omówienie kodu wizualizacji

```
# Wizualizacja
import matplotlib.pyplot as plt

plt.figure(figsize=(12, 6))

plt.subplot(2, 2, 1)
plt.hist(zestaw_1, bins=5, color='blue', alpha=0.7)
plt.title('Zestaw 1 - Rozkład Temperatury')
```

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Omówienie kodu wizualizacji

- Histogramy:
  - plt.figure(figsize=(12, 6)): Ustawienie rozmiaru całego wykresu.
  - plt.subplot(2, 2, 1): Tworzenie siatki 2x2 i ustawienie pierwszego subplotu.
  - plt.hist(zestaw_1, bins=5, color='blue', alpha=0.7): Tworzenie histogramu dla zestawu 1 z 5 przedziałami, niebieskim kolorem i 70% przezroczystością.
  - plt.title('Zestaw 1 - Rozkład Temperatury'): Dodanie tytułu do subplotu.

- Analogiczne kroki są powtarzane dla drugiego zestawu danych.

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Omówienie kodu wizualizacji

```
plt.subplot(2, 2, 3)
plt.boxplot(zestaw_1)
plt.title('Zestaw 1 - Diagram Skrzynkowy')
```

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Diagramy Skrzynkowe:

- plt.subplot(2, 2, 3): Ustawienie trzeciego subplotu.
- plt.boxplot(zestaw_1): Tworzenie diagramu skrzynkowego dla zestawu 1.
- plt.title('Zestaw 1 - Diagram Skrzynkowy'): Dodanie tytułu do subplotu.

Podobne kroki są powtarzane dla drugiego zestawu danych.

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Wnioski:

- Wizualizacja jest przygotowywana w formie siatki 2x2, gdzie górny wiersz zawiera histogramy, a dolny wiersz diagramy skrzynkowe.
- Każdy subplot jest tworzony przy użyciu funkcji `plt.subplot`, a następnie dodawane są odpowiednie wizualizacje danych.
- plt.tight_layout() pomaga w ułożeniu wykresów, aby uniknąć nakładania się elementów.

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Diagramy Skrzynkowe:

- plt.subplot(2, 2, 3): Ustawienie trzeciego subplotu.
- plt.boxplot(zestaw_1): Tworzenie diagramu skrzynkowego dla zestawu 1.
- plt.title('Zestaw 1 - Diagram Skrzynkowy'): Dodanie tytułu do subplotu.

Podobne kroki są powtarzane dla drugiego zestawu danych.

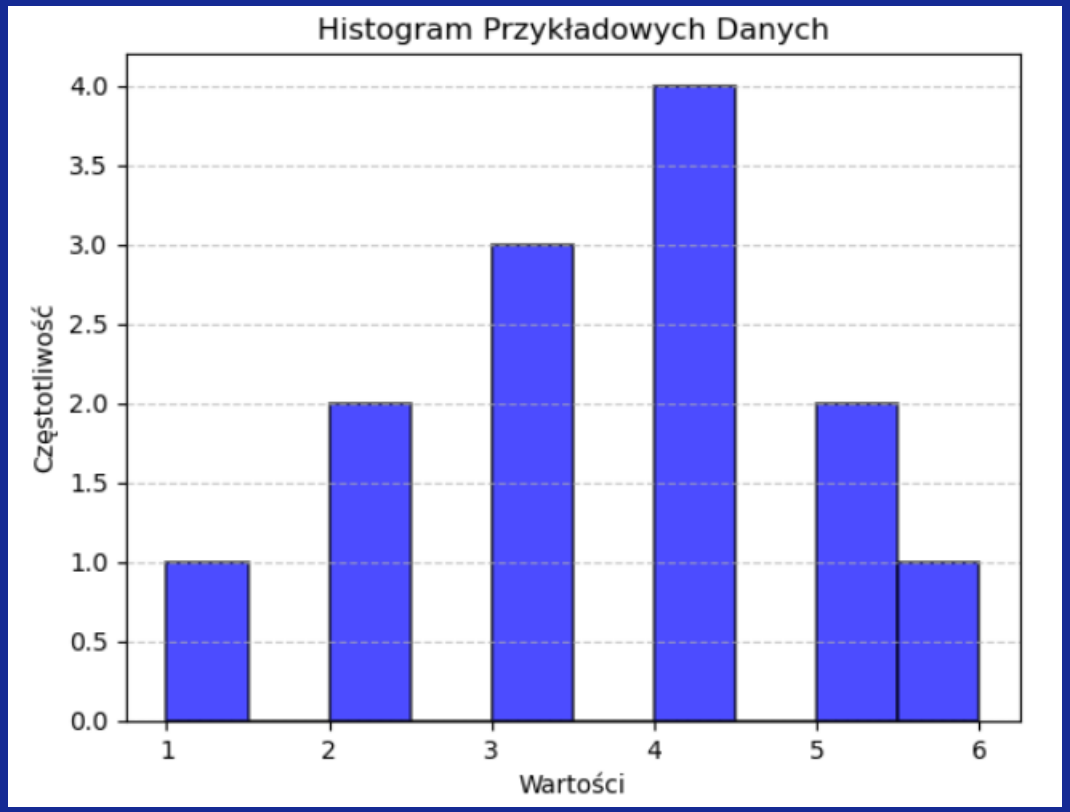
Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Opis metody plt.hist()

```
:
# Rozłożenie metody plt.hist()
import matplotlib.pyplot as plt

# Dane do stworzenia histogramu
data = [1, 2, 2, 3, 3, 3, 4, 4, 4, 4, 5, 5, 6]

# Tworzenie histogramu
plt.hist(
    x=data,               # Dane wejściowe (lista lub tablica)
    bins=10,              # Liczba przedziałów (słupków)
    range=(1, 6),         # Zakres wartości, które chcemy uwzględnić
    density=False,        # Jeśli True, znormalizuje histogram do formy gęstości prawdopodobieństwa
    cumulative=False,     # Jeśli True, zwróci histogram kumulacyjny
    color='blue',         # Kolor histogramu
    alpha=0.7,            # Przezroczystość histogramu (0 - całkowicie przeźroczysty, 1 - całkowicie nieprzeźroczysty)
    edgecolor='black',    # Kolor krawędzi słupków
    linewidth=1.2,        # Grubość krawędzi słupków
    histtype='bar',       # Typ histogramu ('bar', 'barstacked', 'step', 'stepfilled')
    align='mid',          # Wyrównanie słupków ('left', 'mid', 'right')
    orientation='vertical' # Orientacja histogramu ('horizontal', 'vertical')
)

# Dodatkowe opcje do dostosowania wykresu
plt.title('Histogram Przykładowych Danych')
plt.xlabel('Wartości')
plt.ylabel('Częstotliwość')
plt.grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.7)

# Wyświetlenie histogramu
plt.show()
```

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Wizualizacja przykładowych danych



Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

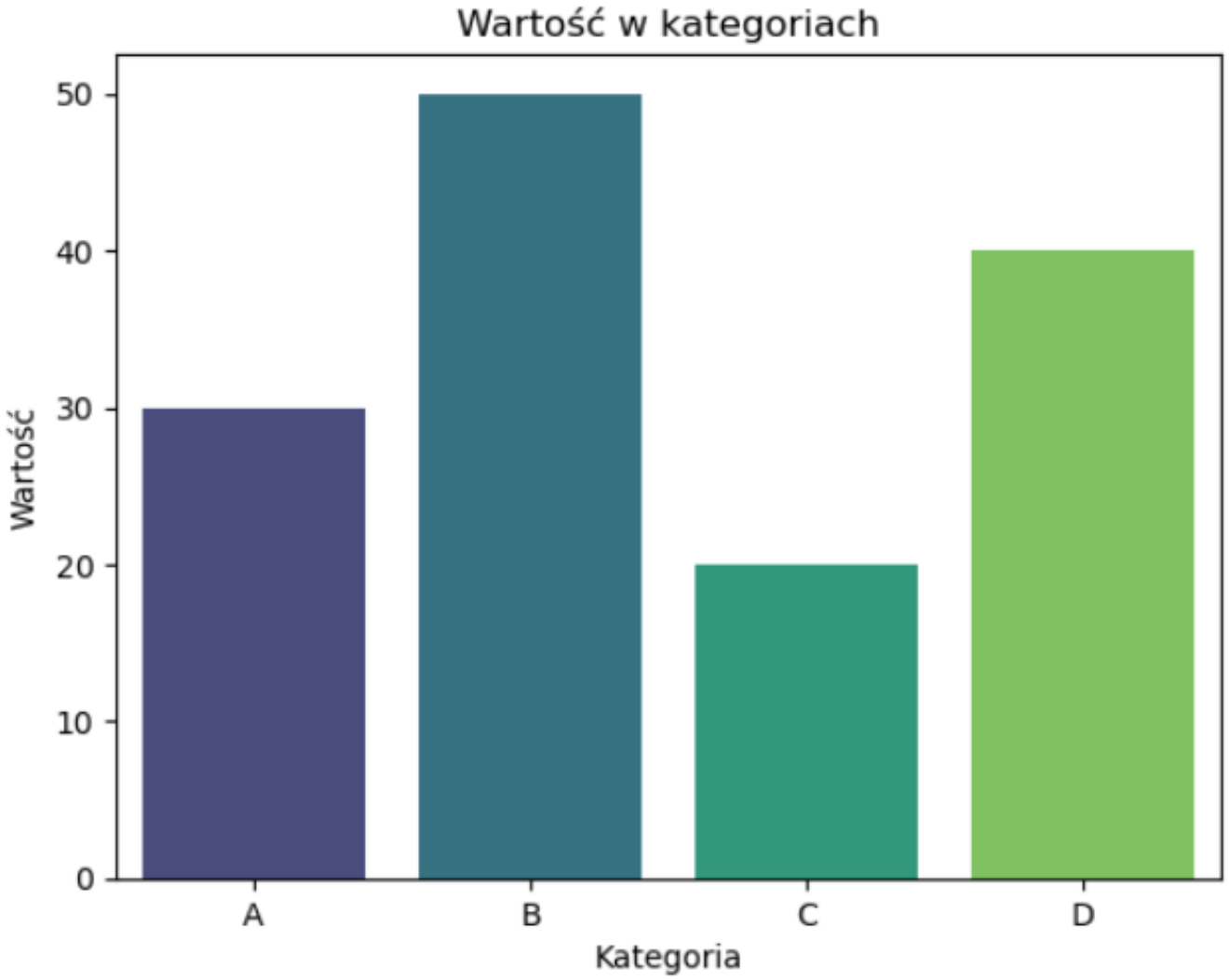
Elementy Storytelling w Wizualizacji:

Tworzenie wykresów nie polega tylko na przedstawieniu danych. Ważne jest także uwzględnienie elementów storytellingu, czyli takiego przedstawienia danych, które łatwo zrozumie każdy odbiorca.

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

```
# Wykres z elementami storytellingu - Seaborn
sns.barplot(x='Category', y='Value', data=df, palette='viridis')
plt.title('Wartość w kategoriach')
plt.xlabel('Kategoria')
plt.ylabel('Wartość')
plt.show()
```

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn



Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Storytelling w kontekście wizualizacji danych odnosi się do umiejętności opowiadania historii za pomocą wykresów i grafik.

Oto kilka elementów storytellingu, które można zauważyć w wykresie z punktu 2:

- Nagłówek zawierający informację: Tytuł "Wartość w kategoriach" informuje użytkownika o głównym temacie wykresu i o tym, co próbuje przedstawić.

- Kontekst i Cel: Wykres wskazuje, że ma przedstawić wartości w różnych kategoriach. Cel wykresu może być jasno określony przez opisanie, co oznaczają te wartości i dlaczego są ważne.

- Zrozumiałe i Przystępne Dla Odbiorcy: Wykres jest czytelny i łatwy do zrozumienia nawet dla osób, które nie są specjalistami w dziedzinie analizy danych. Każda kategoria jest oznaczona i jest jasne, jakie wartości są przedstawione.

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

- Narracja poprzez wizualizację: Wykres sam w sobie stanowi część narracji. Dzięki klarownemu przedstawieniu danych użytkownik może zrozumieć trend lub zależności między różnymi kategoriami.

- Podkreślenie punktu centralnego: Wykres może podkreślać konkretne trendy, różnice lub podobieństwa między kategoriami. Może to być zrobione poprzez różne elementy wizualne, takie jak kolorystyka, wielkość, czy tekst dodany do wykresu.

- Inspirująca akcja lub refleksja: Wykres może inspirować do dalszej analizy danych lub działań, lub może prowokować refleksję na temat prezentowanych informacji.

Wszystkie te elementy pomagają w skutecznym storytellingu danych, czyli opowiadaniu historii, która jest zrozumiała, angażująca i inspirująca dla odbiorcy.

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

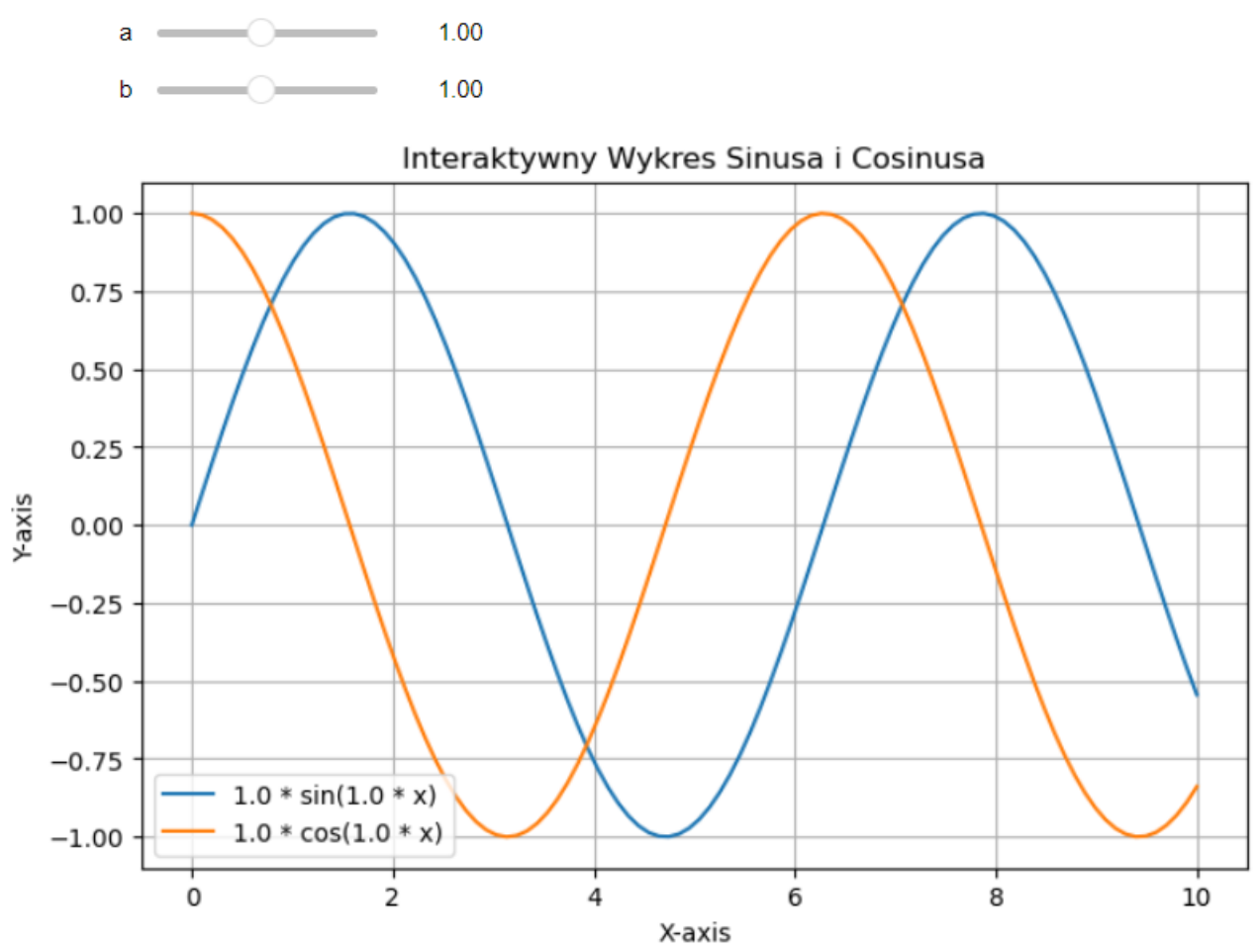
Przykład 1.

```
import numpy as np

# Przykładowe dane
x = np.linspace(0, 10, 100)
y1 = np.sin(x)
y2 = np.cos(x)

# Zadanie: Stwórz interaktywny wykres, na którym będą widoczne obie funkcje (sinus i cosinus)
plt.figure(figsize=(8, 5))
# Tu dodaj kod do utworzenia interaktywnego wykresu
plt.title('Interaktywny Wykres Sinusa i Cosinusa')
plt.xlabel('X-axis')
plt.ylabel('Y-axis')
plt.legend(['sin(x)', 'cos(x)'])
plt.grid(True)
plt.show()
```

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Rozwiązanie.

Out[5]:



Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Przydatne Funkcje i Skróty:

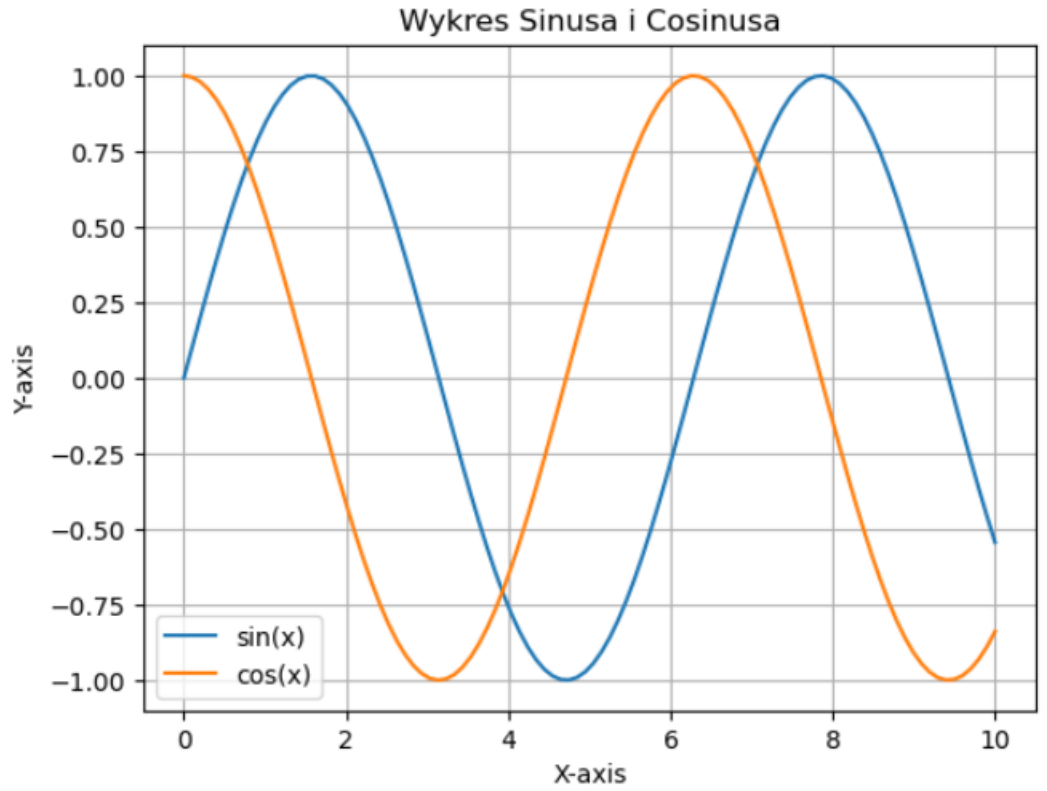
W Matplotlib i Seaborn istnieje wiele przydatnych funkcji i skrótów klawiszowych ułatwiających pracę. Na przykład:

- plt.title('Tytuł') - Dodanie tytułu do wykresu.
- plt.xlabel('Oś X') - Dodanie opisu osi X.
- plt.ylabel('Oś Y') - Dodanie opisu osi Y.
- plt.legend() - Dodanie legendy do wykresu.
- plt.grid(True) - Dodanie siatki.

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Przykład:

```
# Przykład użycia przydatnych funkcji
plt.plot(x, y1, label='sin(x)')
plt.plot(x, y2, label='cos(x)')
plt.title('Wykres Sinusa i Cosinusa')
plt.xlabel('X-axis')
plt.ylabel('Y-axis')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()
```



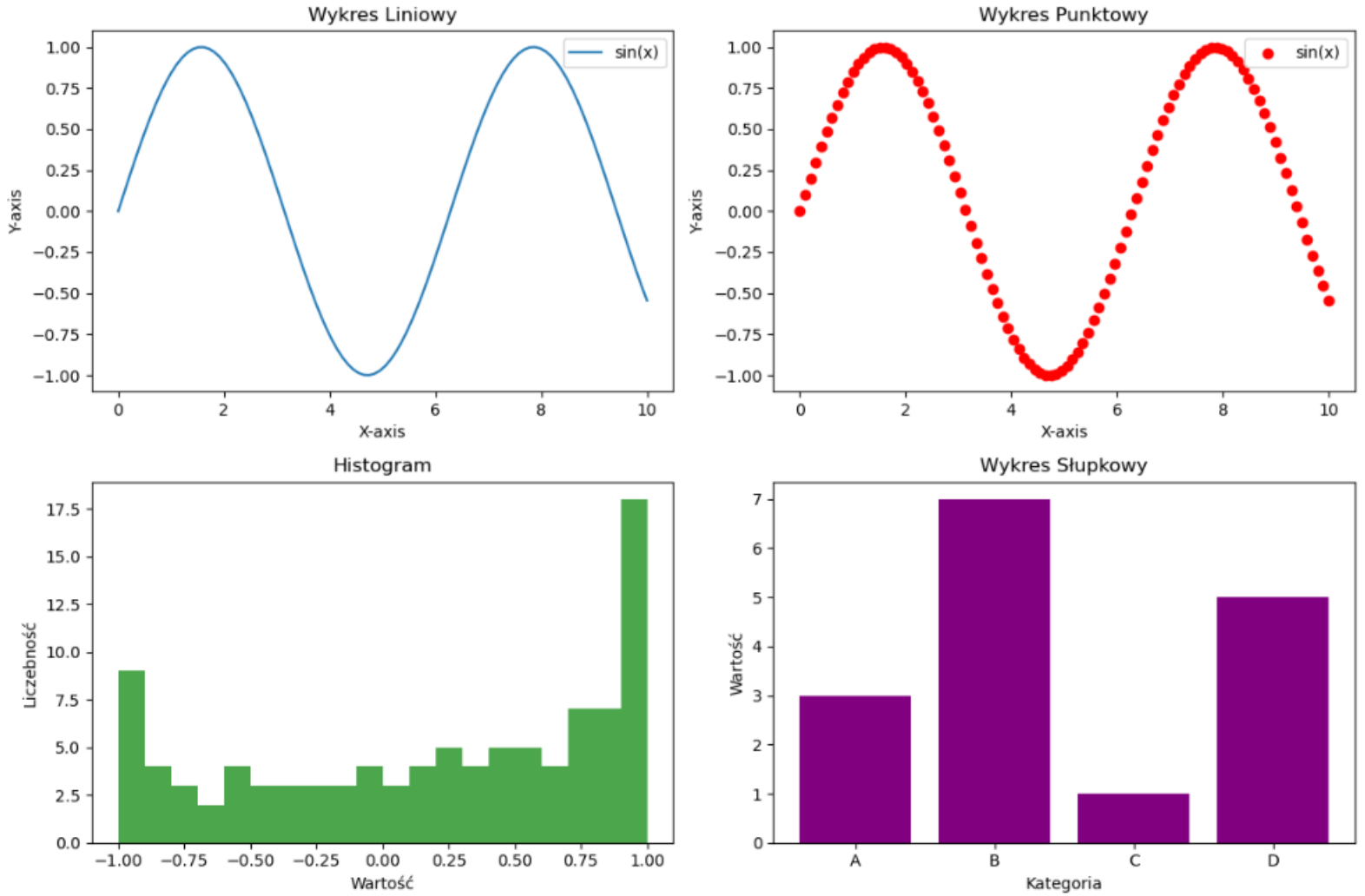
Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

Przykład 2.

```
import numpy as np

# Przykładowe dane
x = np.linspace(0, 10, 100)
y = np.sin(x)

# Zadanie: Stwórz różne wykresy na podstawie danych (np. wykres liniowy, punktowy, histogram)
plt.figure(figsize=(12, 8))
# Tu dodaj kod do utworzenia różnych wykresów
plt.title('Eksperymenty z Wykresami')
plt.xlabel('X-axis')
plt.ylabel('Y-axis')
plt.show()
```

Wizualizacja Danych z Matplotlib i Seaborn

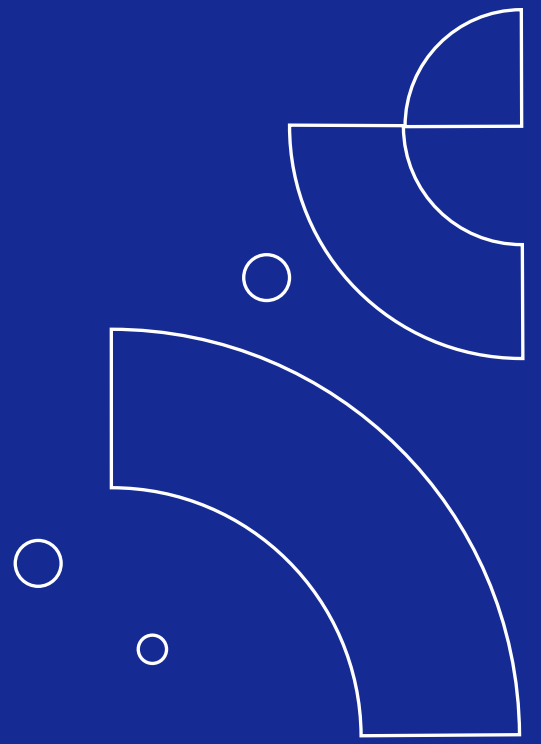
Rozwiązanie:



Python - Wybrane Elementy

Warsztat

Ankieta



Adres strony:

https://www.erp.comarch.pl/Szkolenia/Ankiety/survey/MDKZNM

COMARCH

COMARCH
Szkolenia

Dziękujemy za udział w szkoleniu

Python w analizie danych.

Wstęp do Data Science

Paweł Goleń

Trener

Centrum Szkoleniowe Comarch

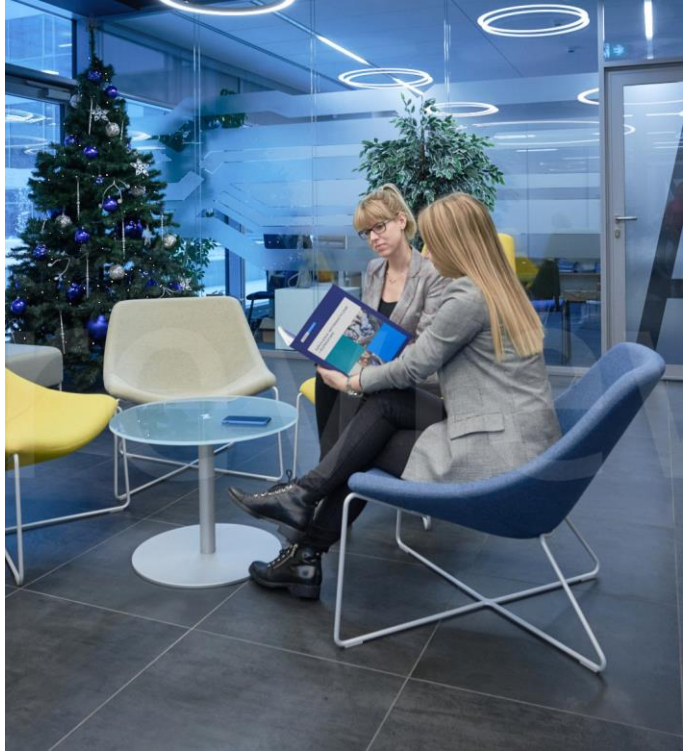
ul. Prof. M.Życzkowskiego 33

31-864 Kraków

Tel. +48 (12) 687 78 11

E-Mail: szkolenia@comarch.pl

www.szkolenia.comarch.pl



COMARCH
Szkolenia

COMARCH
Szkolenia

www.szkolenia.comarch.pl