

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
высшего образования  
«СЕВЕРО-КАВКАЗСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт перспективной инженерии  
Департамент цифровых, робототехнических систем и электроники

**ОТЧЕТ**  
**ПО ЛАБОРАТОРНОЙ РАБОТЕ №4**  
**дисциплины**  
**«Искусственный интеллект и машинное обучение»**  
**Вариант 5**

Выполнил:

Беков Шамиль Расулович  
2 курс, группа ИВТ-б-о-23-1,  
09.03.01 «Информатика и  
вычислительная техника»,  
направленность (профиль)  
«Программное обеспечение средств  
вычислительной техники и  
автоматизированных систем», очная  
форма обучения

---

(подпись)

Проверил:

Доцент департамента цифровых,  
робототехнических систем и электроники  
института перспективной инженерии  
Воронкин Роман Александрович

---

(подпись)

Отчет защищен с оценкой \_\_\_\_\_ Дата защиты \_\_\_\_\_

Ставрополь, 2025 г.

**Тема:** Введение в pandas: изучение структуры Series и базовых операций.

**Цель:** познакомить с основами работы с библиотекой pandas, в частности, со структурой данных Series.

**Github:** <https://github.com/ShamilBekov/Laba-4/tree/main>

### Порядок выполнения работы:

#### 1. Проработали примеры практической работы:

##### 1. Создание Series

1.1. Импортируем нужные библиотеки.

```
[ ]: import numpy as np
import pandas as pd
```

1.2. Самый простой способ создать Series – это передать в качестве единственного параметра в конструктор класса список Python.

```
[ ]: s1 = pd.Series([1, 2, 3, 4, 5])
print(s1)
```

1.3.

```
[6]: s2 = pd.Series([1, 2, 3, 4, 5], ['a', 'b', 'c', 'd', 'e'])
print(s2)
```

```
a    1
b    2
c    3
d    4
e    5
dtype: int64
```

2. Создание Series из ndarray массива из Numpy.

2.1 Создадим простой массив из пяти чисел.

```
171]: ndarr = np.array([1, 2, 3, 4, 5])
type(ndarr)
```

```
171]: numpy.ndarray
```

Рисунок 1. Создание Series разными способами

## 5. Работа с элементами Series.

### 5.1. обращение к элементам Series по численному индексу.

```
[190]: s6 = pd.Series([1, 2, 3, 4, 5], ['a', 'b', 'c', 'd', 'e'])
print(s6[2])
print(s6['d'])
print(s6[:2])
print(s6[s6 <= 3])

3
4
a    1
b    2
dtype: int64
a    1
b    2
c    3
dtype: int64
C:\Users\User\AppData\Local\Temp\ipykernel_19188\3822981573.py:2: FutureWarning: Series.__getitem__ treating keys as positions is deprecated. In
bels (consistent with DataFrame behavior). To access a value by position, use `ser.iloc[pos]`
print(s6[2])
```

5.2. Со структурами Series можно работать как с векторами: складывать, умножать вектор на число и т.п.

```
[28]: s7 = pd.Series([10, 20, 30, 40, 50], ['a', 'b', 'c', 'd', 'e'])
print(s6 + s7)
print(s6 * 3)

a    11
b    22
c    33
d    44
e    55
dtype: int64
a     3
b     6
c     9
d    12
e    15
dtype: int64
```

## Рисунок 2. Работа с элементами Series

### 9. Использование логической индексации для фильтрации данных в Series.

#### 9.1. При логической индексации создается булевый массив.

```
[41]: import pandas as pd
s = pd.Series([10, 25, 8, 30, 15], index=['a', 'b', 'c', 'd', 'e'])
filtered_s = s[s > 10]
print(filtered_s)

b    25
d    30
e    15
dtype: int64
```

9.1. Создание логического массива. При применении логического выражения к Series создается булевый массив, который можно вывести отдельно:

```
[44]: print(s > 10)

a    False
b     True
c    False
d     True
e     True
dtype: bool
```

9.2. Комбинированные условия. Можно задавать **несколько условий** с логическими операторами & (и), | (или), ~ (не):

```
[47]: filtered_s = s[(s >= 10) & (s <= 30)]
print(filtered_s)

a    10
b    25
d    30
e    15
dtype: int64
```

## Рисунок 3. Индексация для фильтрации данных Series

10. Изменение значений элементов в Series.

10.1. Изменение значений по индексу. Значения в pandas.Series можно изменять, обращаясь к элементу по его индексу с помощью .loc[] (меточная индексация) или .iloc[] (позиционная индексация).

```
[57]: import pandas as pd
s = pd.Series([10, 20, 30, 40], index=['a', 'b', 'c', 'd'])
s.loc['b'] = 25
print(s)

a    10
b    25
c    30
d    40
dtype: int64
```

10.2. Изменение значений по позиции.

```
[60]: s.iloc[1] = 50
print(s)

a    10
b    50
c    30
d    40
dtype: int64
```

10.3. Изменение значений с помощью логической индексации.

```
[63]: s[s > 30] += 10
print(s)

a    10
b    60
c    30
d    50
dtype: int64
```

## Рисунок 4. Изменение значений элементов в Series

11. Основные методы работы с Series.

11.1. Метод .head(n) позволяет получить первые n элементов из объекта Series. Если n не указан, по умолчанию возвращается первые 5 элементов.

```
76]: import pandas as pd
s = pd.Series([10, 20, 30, 40, 50, 60, 70], index=['a', 'b', 'c', 'd', 'e', 'f', 'g'])
print(s.head(3))

a    10
b    20
c    30
dtype: int64
```

11.1.1. Если вызвать .head() без аргумента, по умолчанию будет выведено 5 элементов:

```
79]: print(s.head())

a    10
b    20
c    30
d    40
e    50
dtype: int64
```

11.2. Метод .tail(n) работает аналогично .head(n), но возвращает последние n элементов Series.

```
32]: print(s.tail(3))

e    50
f    60
g    70
dtype: int64
```

11.2.1. Если вызвать .tail() без аргумента, по умолчанию будет выведено 5 элементов:

## Рисунок 5. Основные методы работы с Series

12.1. Получение индексов с помощью `.INDEX`.

```
[89]: import pandas as pd
s = pd.Series([10, 20, 30, 40, 50], index=['a', 'b', 'c', 'd', 'e'])
print(s.index)
```

```
Index(['a', 'b', 'c', 'd', 'e'], dtype='object')
```

12.1.1. К индексу можно обращаться по элементам, так как он работает как массив:

```
[92]: print(s.index[0])
print(s.index[-1])
```

```
a
e
```

12.1.1. Можно проверить, содержит ли индекс определенное значение:

```
[95]: print('b' in s.index)
print('z' in s.index)
```

```
True
False
```

12.2. Получение индексов с помощью `.VALUES`.

```
[98]: print(s.values)
```

```
[10 20 30 40 50]
```

12.2.1. Значения можно использовать в операциях, как с обычным массивом:

```
[101]: print(s.values[0])
print(s.values.mean())
```

```
10
30.0
```

## Рисунок 6. Получение индексов с помощью `.INDEX`

13. `.dtype` - определение типа данных в pandas Series.

13.1. Проверка типа данных в `Series`.

```
105]: import pandas as pd
s = pd.Series([10, 20, 30, 40, 50])
print(s.dtype)
```

```
int64
```

13.2. Автоматическое определение типа.

При создании `Series` pandas автоматически определяет тип данных на основе переданных значений:

```
108]: s1 = pd.Series([1.5, 2.3, 3.7])
s2 = pd.Series(["apple", "banana", "cherry"])
s3 = pd.Series([True, False, True])
print(s1.dtype)
print(s2.dtype)
print(s3.dtype)
```

```
float64
object
bool
```

13.3. Приведение типа с `.ASTYPE()`.

```
111]: s1_int = s1.astype(int)
print(s1_int)
print(s1_int.dtype)
```

```
0    1
1    2
2    3
dtype: int32
int32
```

## Рисунок 7. Определение типов данных в pandas Series

14. `.isnull()` и `.notnull()` - проверка наличия пропущенных значений в pandas Series.

14.1. `.ISNULL()` - выявление пропущенных значений.

```
[118]: import pandas as pd
import numpy as np
s = pd.Series([10, np.nan, 30, None, 50])
print(s.isnull())
```

```
0    False
1     True
2    False
3     True
4    False
dtype: bool
```

14.2. `.NOTNULL()` - проверка на ненулевые значения.

```
[121]: print(s.notnull())
```

```
0     True
1    False
2     True
3    False
4     True
dtype: bool
```

14.3. Использование логической индексации для фильтрации непустых значений.

```
[124]: filtered_s = s[s.notnull()]
print(filtered_s)
```

```
0    10.0
2    30.0
4    50.0
dtype: float64
```

14.3.1. Выбор только пропущенных значений:

```
[127]: missing_values = s[s.isnull()]
print(missing_values)
```

```
1    NaN
3    NaN
dtype: float64
```

## Рисунок 8. Проверка наличия пропущенных значений в pandas Series

15. `.fillna(value)`, `.dropna()` - работа с пропущенными значениями в pandas Series.

15.1. `.FILLNA(VALUE)` - замена пропущенных значений.

```
[131]: import pandas as pd
import numpy as np
s = pd.Series([10, np.nan, 30, None, 50])
s_filled = s.fillna(0)
print(s_filled)
```

```
0    10.0
1     0.0
2    30.0
3     0.0
4    50.0
dtype: float64
```

15.2. Замена пропущенных значений средним, медианой или другим вычисленным значением.

```
[134]: s_filled = s.fillna(s.mean())
print(s_filled)
```

```
0    10.0
1    30.0
2    30.0
3    30.0
4    50.0
dtype: float64
```

15.3. `.DROPNA()` - удаление пропущенных значений.

```
[137]: s_cleaned = s.dropna()
print(s_cleaned)
```

```
0    10.0
2    30.0
4    50.0
dtype: float64
```

## Рисунок 9. Работа с пропущенными значениями в pandas Series

16. Арифметические операции с числом.

```
[140]: import pandas as pd  
s = pd.Series([10, 20, 30, 40, 50])  
s_multiplied = s * 2  
print(s_multiplied)
```

```
0    20  
1    40  
2    60  
3    80  
4   100  
dtype: int64
```

17. Арифметические операции между двумя Series.

```
[143]: s1 = pd.Series([1, 2, 3, 4, 5], index=['a', 'b', 'c', 'd', 'e'])  
s2 = pd.Series([10, 20, 30, 40, 50], index=['a', 'b', 'c', 'd', 'e'])  
s_sum = s1 + s2  
print(s_sum)
```

```
a    11  
b    22  
c    33  
d    44  
e    55  
dtype: int64
```

Рисунок 10. Арифметические операции

20. Применение функций с помощью `.apply(func)` для Series.

20.1. Использование `.APPLY()` с анонимной функцией `LAMBDA`.

```
[153]: import pandas as pd
s = pd.Series([1, 2, 3, 4, 5])
s_squared = s.apply(lambda x: x ** 2)
print(s_squared)
```

```
0    1
1    4
2    9
3   16
4   25
dtype: int64
```

20.2. Использование `.APPLY()` с обычной функцией.

```
[156]: def custom_function(x):
        return f"Value: {x}"
s_transformed = s.apply(custom_function)
print(s_transformed)
```

```
0    Value: 1
1    Value: 2
2    Value: 3
3    Value: 4
4    Value: 5
dtype: object
```

20.3. Использование `.APPLY()` для сложных вычислений.

```
[159]: import numpy as np
s_log = s.apply(np.log)
print(s_log)
```

```
0    0.000000
1    0.693147
2    1.098612
3    1.386294
4    1.609438
dtype: float64
```

Рисунок 11. Применение функций с помощью `.apply(func)` для Series



## 21. Методы агрегирования Series.

### 21.1. Сумма элементов `.sum()` .

```
[194]: import pandas as pd
s = pd.Series([10, 20, 30, 40, 50])
print(s.sum())

150
```

21.1.1. При наличии NaN метод `sum()` их игнорирует.

```
[199]: s_with_nan = pd.Series([10, 20, None, 40, 50])
print(s_with_nan.sum())

120.0
```

### 21.2. Среднее значение `.MEAN()` .

```
[204]: print(s.mean())

30.0
```

21.2.1. При наличии NaN метод игнорирует их.

```
[209]: print(s_with_nan.mean())

30.0
```

### 21.3. Минимум и максимум `.MIN()` и `.MAX()` .

```
[212]: print(s.min())
print(s.max())

10
50
```

Рисунок 12. Методы агрегирования Series

## 22. Совместимость с NumPy.

### 22.1. Логарифм `np.log(s)` .

```
[223]: import pandas as pd
import numpy as np
s = pd.Series([1, 2, 3, 4, 5])
s_log = np.log(s)
print(s_log)
```

```
0    0.000000
1    0.693147
2    1.098612
3    1.386294
4    1.609438
dtype: float64
```

### 22.2. Экспонента `np.exp(s)` .

```
[226]: s_exp = np.exp(s)
print(s_exp)
```

```
0     2.718282
1     7.389056
2    20.085537
3    54.598150
4   148.413159
dtype: float64
```

### 22.3. Квадратный корень `np.sqrt(s)` .

```
[229]: s_sqrt = np.sqrt(s)
print(s_sqrt)
```

```
0    1.000000
1    1.414214
2    1.732051
3    2.000000
4    2.236068
dtype: float64
```

Рисунок 13. Совместимость с NumPy

## 23. Работа с индексами.

### 23.1. Изменение индексов с помощью `.SET_INDEX()` .

```
[239]: import pandas as pd
s = pd.Series([10, 20, 30, 40], index=['a', 'b', 'c', 'd'])
s.index = ['x', 'y', 'z', 'w']
print(s)
```

```
x    10
y    20
z    30
w    40
dtype: int64
```

### 23.2. Сброс индексов с помощью `.RESET_INDEX()` .

```
[242]: s_reset = s.reset_index()
print(s_reset)
```

```
   index  x
0      0  10
1      1  20
2      2  30
3      3  40
```

#### 23.2.1. Если требуется удалить старый индекс, можно передать аргумент `drop=True` .

```
[245]: s_reset = s.reset_index(drop=True)
print(s_reset)
```

```
0    10
1    20
2    30
3    40
dtype: int64
```

Рисунок 14. Работа с индексами

24. Проверка уникальности индексов Series.

```
[248]: import pandas as pd
s_unique = pd.Series([10, 20, 30], index=['a', 'b', 'c'])
print(s_unique.index.is_unique)
```

True

24.2. Проверка при наличии повторяющихся индексов.

```
[251]: s_duplicate = pd.Series([10, 20, 30, 40], index=['a', 'b', 'a', 'c'])
print(s_duplicate.index.is_unique)
```

False

24.3. Доступ к элементам при повторяющихся индексах.

```
[254]: print(s_duplicate.loc['a'])
```

```
a    10
a    30
dtype: int64
```

24.4. Обработка неуникальных индексов.

24.4.1. Сбросить индекс и создать числовой индекс.

```
[258]: s_reset = s_duplicate.reset_index(drop=True)
print(s_reset)
```

```
0    10
1    20
2    30
3    40
dtype: int64
```

Рисунок 15. Проверка уникальности индексов Series

25. Сортировка данных в Series.

25.1. Сортировка по индексу с `.sort_index()`.

25.1.1. По умолчанию индексы сортируются в **порядке возрастания**.

```
[269]: import pandas as pd
s = pd.Series([10, 20, 30, 40], index=['d', 'b', 'a', 'c'])
s_sorted = s.sort_index()
print(s_sorted)
```

```
a    30
b    20
c    40
d    10
dtype: int64
```

25.1.2. Сортировка в порядке убывания.

```
[273]: s_sorted_desc = s.sort_index(ascending=False)
print(s_sorted_desc)
```

```
d    10
c    40
b    20
a    30
dtype: int64
```

25.2. Сортировка по значениям с `.sort_values()`.

25.2.1. По умолчанию индексы сортируются в **порядке возрастания**.

```
[277]: s_sorted_values = s.sort_values()
print(s_sorted_values)
```

```
d    10
b    20
a    30
c    40
dtype: int64
```

Рисунок 16. Сортировка данных в Series

## 26. Обработка NaN при сортировке.

```
[283]: s_nan = pd.Series([10, None, 30, None, 20], index=['a', 'b', 'c', 'd', 'e'])
       print(s_nan.sort_values())

a    10.0
e    20.0
c    30.0
b      NaN
d      NaN
dtype: float64
```

26.1. Можно изменить поведение с помощью параметра `na_position`.

```
[286]: print(s_nan.sort_values(na_position='first'))

b      NaN
d      NaN
a    10.0
e    20.0
c    30.0
dtype: float64
```

Рисунок 17. Обработка NaN при сортировке

---

## 27. Применение Series для представления временных рядов.

### 27.1. Создание временного ряда в Series.

Временные ряды строятся с использованием индекса типа `DatetimeIndex`.

```
[293]: import pandas as pd
       dates = pd.date_range(start='2024-03-01', periods=5, freq='D')
       s = pd.Series([100, 105, 102, 98, 110], index=dates)
       print(s)

2024-03-01    100
2024-03-02    105
2024-03-03    102
2024-03-04     98
2024-03-05    110
Freq: D, dtype: int64
```

### 27.2. Доступ к данным по дате.

```
[296]: print(s['2024-03-03'])

102
```

#### 27.2.1. Фильтрация по диапазону дат.

```
[299]: print(s['2024-03-02':'2024-03-04'])

2024-03-02    105
2024-03-03    102
2024-03-04     98
Freq: D, dtype: int64
```

Рисунок 18. Применение Series для представления временных рядов

28. Процентный прирост.

Метод `.pct_change()` вычисляет процентное изменение.

Каждое значение показывает, насколько процентно изменился текущий элемент относительно предыдущего.

```
[342]: import pandas as pd
s = pd.Series([100, 110, 120, 90, 150])
print(s.pct_change())

0      NaN
1    0.100000
2    0.090909
3   -0.250000
4    0.666667
dtype: float64
```

28.1. Процентное изменение в процентах.

По умолчанию `.pct_change()` возвращает **долю изменений** ( $0.1 = 10\%$ ), но можно умножить на 100, чтобы получить проценты.

```
[347]: print(s.pct_change() * 100)

0      NaN
1   10.000000
2    9.090909
3   -25.000000
4   66.666667
dtype: float64
```

28.2. Изменение с другим интервалом (периодом).

По умолчанию `.pct_change()` сравнивает каждое значение с предыдущим (`periods=1`). Можно задать больший шаг (`periods=n`), чтобы вычислить изменение **по сравнению с n шагов назад**.

```
[351]: print(s.pct_change(periods=2))

0      NaN
1      NaN
2    0.200000
3   -0.181818
4    0.250000
dtype: float64
```

## Рисунок 19. Процентный прирост

29. Создание Series на основе данных из внешних файлов.

29.1. Загрузка данных из CSV-файла.

```
[368]: import pandas as pd
df = pd.read_csv("data.csv", header=None, names=["Дата", "Цена"])
s = df["Цена"]
print(s)
```

```
0    Цена
1    100
2    120
3    140
4    125
5    115
Name: Цена, dtype: object
```

29.2. Чтение данных из файла с указанием индекса.

```
[397]: s = pd.read_csv("data.csv", index_col="Дата")["Цена"]
print(s)
```

```
Дата
2024-05-01    100
2024-05-02    120
2024-05-03    140
2024-05-04    125
2024-05-05    115
Name: Цена, dtype: int64
```

## Рисунок 20. Создание Series на основе данных из внешних файлов

2. Решили практические задания работы.

Задание №1. Создайте Series из списка чисел [5, 15, 25, 35, 45] с индексами ['a', 'b', 'c', 'd', 'e']. Выведите его на экран и определите его тип данных.

Результат выполнения задания:

## 1. Создание Series из списка.

Создайте Series из списка чисел [5,15,25,35,45] с индексами ['a','b','c','d','e']. Выведите его на экран и определите его тип данных.

```
[50]: import numpy as np
import pandas as pd
arr = pd.Series([5, 15, 25, 35, 45], ['a','b','c','d','e'])
print("Массив:\n",arr)
print("\nТип данных:", arr.dtype)

Массив:
a      5
b     15
c     25
d     35
e     45
dtype: int64

Тип данных: int64
```

Рисунок 21. Создание Series из списка

Задание №2. Дан Series с индексами ['A', 'B', 'C', 'D', 'E'] и значениями [12, 24, 36, 48, 60]. Используйте .loc[] для получения элемента с индексом 'C' и .iloc[] для получения третьего элемента.

Результат выполнения задания:

## 2. Получение элемента Series.

Дан Series с индексами ['A','B','C','D','E'] и значениями [12,24,36,48,60]. Используйте .loc[] для получения элемента с индексом 'C' и .iloc[] для получения третьего элемента.

```
]: A = pd.Series([12,24,36,48,60],['A','B','C','D','E'])
print("Элемент с индексом 'C':", A.loc['C'])
print("\nТретий элемент:", A.iloc[2])

Элемент с индексом 'C': 36

Третий элемент: 36
```

Рисунок 22. Получение элемента Series

Задание №3. Создайте Series из массива NumPy np.array([4, 9, 16, 25, 36, 49, 64]). Выберите только те элементы, которые больше 20, и выведите результат.

Результат выполнения задания:

## 3. Фильтрация данных с помощью логической индексации.

Создайте Series из массива NumPy np.array([4,9,16,25,36,49,64]). Выберите только те элементы, которые больше 20, и выведите результат.

```
[54]: B = np.array([4, 9, 16, 25, 36, 48, 60])
K = pd.Series(B)
print("Исходный массив:\n",K)
F = K[K>20]
print("\nМассив с элементами больше 20:\n",F)

Исходный массив:
0      4
1      9
2     16
3     25
4     36
5     48
6     60
dtype: int32

Массив с элементами больше 20:
3     25
4     36
5     48
6     60
dtype: int32
```

Рисунок 23. Фильтрация данных с помощью логической индексации



Задание №4. Создайте Series, содержащий 50 случайных целых чисел от 1 до 100 (используйте `np.random.randint`). Выведите первые 7 и последние 5 элементов с помощью `.head()` и `.tail()`.

Результат выполнения задания:

#### 4. Просмотр первых и последних элементов.

Создайте Series, содержащий 50 случайных целых чисел от 1 до 100 (используйте `np.random.randint`). Выведите первые 7 и последние 5 элементов с помощью `.head()` и `.tail()`.

```
[56]: W = pd.Series(np.random.randint(1, 101, size=50))
print("Первые 7 элементов:\n", W.head(7))
print("\nПоследние 5 элементов:\n", W.tail(5))

Первые 7 элементов:
0    51
1    72
2    47
3     4
4    68
5    25
6    74
dtype: int32

Последние 5 элементов:
45    17
46    71
47    76
48    89
49    64
dtype: int32
```

Рисунок 24. Просмотр первых и последних элементов

Задание №5. Создайте Series из списка ['cat', 'dog', 'rabbit', 'parrot', 'fish']. Определите тип данных с помощью `.dtype`, затем преобразуйте его в category с помощью `.astype()`. Результат выполнения задания:

#### 5. Определение типа данных Series.

Создайте Series из списка ['cat', 'dog', 'rabbit', 'parrot', 'fish']. Определите тип данных с помощью `.dtype`, затем преобразуйте его в category с помощью `.astype()`.

```
[58]: animals = pd.Series(['cat', 'dog', 'rabbit', 'parrot', 'fish'])
print("Тип данных до преобразования:", animals.dtype)
animals = animals.astype('category')
print("Тип данных после преобразования:", animals.dtype)

Тип данных до преобразования: object
Тип данных после преобразования: category
```

Рисунок 25. Определение типа данных Series

Задание №6. Создайте Series с данными [1.2, np.nan, 3.4, np.nan, 5.6, 6.8]. Напишите код, который проверяет, есть ли в Series пропущенные значения (NaN), и выведите индексы таких элементов.

#### 6. Проверка пропущенных значений.

Создайте Series с данными [1.2, np.nan, 3.4, np.nan, 5.6, 6.8]. Напишите код, который проверяет, есть ли в Series пропущенные значения (NaN), и выведите индексы таких элементов.

```
[ ]: nan = pd.Series([1.2, np.nan, 3.4, np.nan, 5.6, 6.8])
print("Исходный массив:\n", nan)
filtered_nan = nan[nan.isna()].index
print("\nИндексы пропущенных значений: ", list(filtered_nan))

Исходный массив:
0    1.2
1    NaN
2    3.4
3    NaN
4    5.6
5    6.8
dtype: float64

Индексы пропущенных значений:  [1, 3]
```

Рисунок 26. Проверка пропущенных значений

Задание №7. Используйте Series из предыдущего задания и замените все NaN на среднее значение всех непустых элементов. Выведите результат.

### 7. Заполнение пропущенных значений.

Используйте Series из предыдущего задания и замените все NaN на среднее значение всех непустых элементов. Выведите результат.

```
[62]: nan = pd.Series([1.2, np.nan, 3.4, np.nan, 5.6, 6.8])
print("Исходный массив:\n",nan)
average = nan.mean()
print("\nСреднее значение всех непустых элементов: ",average)
filtered_nan = nan.fillna(average)
print("\nМассив с замененными NaN на среднее значение всех непустых элементов:\n",filtered_nan)
```

Исходный массив:

```
0    1.2
1    NaN
2    3.4
3    NaN
4    5.6
5    6.8
dtype: float64
```

Среднее значение всех непустых элементов: 4.25

Массив с замененными NaN на среднее значение всех непустых элементов:

```
0    1.20
1    4.25
2    3.40
3    4.25
4    5.60
5    6.80
dtype: float64
```

## Рисунок 27. Заполнение пропущенных значений

Задание №8. Создайте два Series:

1. `s1 = pd.Series([10, 20, 30, 40], index=['a', 'b', 'c', 'd'])`

2. `s2 = pd.Series([5, 15, 25, 35], index=['b', 'c', 'd', 'e'])`

Выполните сложение `s1 + s2`. Объясните, почему в результате появляются NaN, и замените их на 0.

### 8. Арифметические операции с Series.

Создайте два Series:

- `s1=pd.Series([10, 20, 30, 40], index=['a', 'b', 'c', 'd'])`
- `s2 = pd.Series([5, 15, 25, 35], index=['b', 'c', 'd', 'e'])`

Выполните сложение `s1 + s2`. Объясните, почему в результате появляются NaN, и замените их на 0.

```
[64]: s1 = pd.Series([10,20,30,40], index=['a','b','c','d'])
s2 = pd.Series([5,15,25,35], index=['b','c','d','e'])
s3 = s1+s2
print("Массив после сложения элементов:\n",s3)
s4 = s3.fillna(0)
print("\nМассив после замены NaN на 0:\n", s4)
print("\nВ результате сложения мы получили NaN, т.к операция сложения выполняется по индексам,\n поскольку индекс 'a' и 'e' отсутствовали в первом и втором массиве соответственно, они
```

Массив после сложения элементов:

```
a    NaN
b    25.0
c    45.0
d    65.0
e    NaN
dtype: float64
```

Массив после замены NaN на 0:

```
a    0.0
b    25.0
c    45.0
d    65.0
e    0.0
dtype: float64
```

## Рисунок 28. Арифметические операции с Series

Задание №9. Создайте Series из чисел [2, 4, 6, 8, 10] . Напишите код, который применяет к каждому элементу функцию вычисления квадратного корня с помощью `.apply(np.sqrt)`.

Результат выполнения задания:

#### 9. Применение функции к Series .

Создайте Series из чисел [2, 4, 6, 8, 10] . Напишите код, который применяет к каждому элементу функцию вычисления квадратного корня с помощью `.apply(np.sqrt)`

```
j6]: s = pd.Series([2, 4, 6, 8, 10])
print("Исходный массив:\n",s)
s_sqrt = s.apply(np.sqrt)
print("\nМассив после вычисления квадратного корня для каждого элемента:\n",s_sqrt)

Исходный массив:
0    2
1    4
2    6
3    8
4   10
dtype: int64

Массив после вычисления квадратного корня для каждого элемента:
0    1.414214
1    2.000000
2    2.449490
3    2.828427
4    3.162278
dtype: float64
```

### Рисунок 29. Применение функции к Series

Задание №10. Создайте Series из 20 случайных чисел от 50 до 150 (используйте `np.random.randint`). Найдите сумму, среднее, минимальное и максимальное значение. Выведите также стандартное отклонение.

Результат выполнения задания:

#### 10. Основные статистические методы.

Создайте Series из 20 случайных чисел от 50 до 150 (используйте `np.random.randint` ). Найдите сумму, среднее, минимальное и максимальное значение. Выведите также стандартное отклонение.

```
j: a = pd.Series(np.random.randint(50, 151, size=20))
print("Массив:\n",a)
print("\nСумма элементов:", a.sum())
print("\nСреднее значение:", a.mean())
print("\nМинимальное значение:", a.min())
print("\nМаксимальное значение:", a.max())
print("\nСтандартное отклонение:", a.std())
print("\n",a.describe())

Массив:
0    69
1   109
2   107
3   109
4    77
5    70
6    55
7    77
8    99
9   126
10   77
11   74
12   89
13   58
14   73
15   96
16   95
17  110
18  139
19   67
dtype: int32

Сумма элементов: 1776

Среднее значение: 88.8

Минимальное значение: 55

Максимальное значение: 139

Стандартное отклонение: 22.818736538362614
```

### Рисунок 30. Основные статистические методы

Задание №11. Создайте Series, где индексами будут даты с 1 по 10 марта 2024 года (`pd.date_range(start='2024-03-01', periods=10, freq='D')`), а значениями – случайные числа от 10 до 100. Выберите данные за 5–8 марта.

Результат выполнения задания:

#### 11. Работа с временными рядами.

Создайте Series, где индексами будут даты с 1 по 10 марта 2024 года (`pd.date_range(start='2024-03-01', periods=10, freq='D')`), а значениями - случайные числа от 10 до 100. Выберите данные за 5-8 марта.

```
j1: date = pd.date_range(start='2024-03-01', periods=10, freq='D')
values = np.random.randint(10, 101, size=10)
d = pd.Series(values, index=date)
date_new = d['2024-03-05':'2024-03-08']
print("\nИсходные данные:\n", d)
print("\nДанные за 5-8 марта:\n", date_new)
```

Исходные данные:

2024-03-01	59
2024-03-02	10
2024-03-03	71
2024-03-04	55
2024-03-05	69
2024-03-06	96
2024-03-07	17
2024-03-08	68
2024-03-09	45
2024-03-10	42

Freq: D, dtype: int32

Данные за 5-8 марта:

2024-03-05	69
2024-03-06	96
2024-03-07	17
2024-03-08	68

Freq: D, dtype: int32

### Рисунок 31. Работа с временными рядами

Задание №12. Создайте Series с индексами ['A', 'B', 'A', 'C', 'D', 'B'] и значениями [10, 20, 30, 40, 50, 60] . Проверьте, являются ли индексы уникальными. Если нет, сгруппируйте повторяющиеся индексы и сложите их значения.

Результат выполнения задания:

#### 12. Проверка уникальности индексов.

Создайте Series с индексами ['A', 'B', 'A', 'C', 'D', 'B'] и значениями [10, 20, 30, 40, 50, 60] . Проверьте, являются ли индексы уникальными. Если нет, сгруппируйте повторяющиеся индексы и сложите их значения.

```
72: s = pd.Series([10, 20, 30, 40, 50, 60], ['A', 'B', 'A', 'C', 'D', 'B'])
print("\nИсходный массив:\n", s)
print("\nПроверка уникальности индексов:", s.index.is_unique)
s = s.groupby(level=0).sum()
print("\nМассив после группировки:\n", s)
```

Исходный массив:

A	10
B	20
A	30
C	40
D	50
B	60

dtype: int64

Проверка уникальности индексов: False

Массив после группировки:

A	40
B	80
C	40
D	50

dtype: int64

### Рисунок 32. Проверка уникальности индексов

Задание №13. Создайте Series, где индексами будут строки ['2024-03-10', '2024-03-11', '2024-03-12'], а значениями [100, 200, 300]. Преобразуйте индексы в DatetimeIndex и выведите тип данных индекса.

Результат выполнения задания:

### 13. Преобразование строковых дат в DatetimeIndex.

Создайте Series, где индексами будут строки ['2024-03-10', '2024-03-11', '2024-03-12'], а значениями [100, 200, 300]. Преобразуйте индексы в DatetimeIndex и выведите тип данных индекса.

```
[74]: s = pd.Series([100, 200, 300], index=['2024-03-10', '2024-03-11', '2024-03-12'])
      print("Тип данных индекса до преобразования:", s.index.dtype)
      s.index = pd.to_datetime(s.index)
      print("\nТип данных индекса после преобразования:", s.index.dtype)
```

Тип данных индекса до преобразования: object

Тип данных индекса после преобразования: datetime64[ns]

## Рисунок 33. Преобразование строковых дат в DatetimeIndex

Задание №14. Создайте CSV-файл data.csv со следующими данными:

	Дата, Цена
1	2024-03-01, 100
2	2024-03-02, 110
3	2024-03-03, 105
4	2024-03-04, 120
5	2024-03-05, 115

Результат выполнения задания:

### 14. Чтение данных из CSV-файла.

Создайте CSV-файл data.csv. Прочитайте файл и создайте Series, используя "Дата" в качестве индекса.

```
6]: data = {
    'Дата': ['2024-03-01', '2024-03-02', '2024-03-03', '2024-03-04', '2024-03-05'],
    'Цена': [100, 110, 105, 120, 115]
}
df = pd.DataFrame(data)
df.to_csv('data.csv', index=False)
df = pd.read_csv('data.csv', parse_dates=['Дата'])
s = pd.Series(df['Цена'].values, index=df['Дата'])
print(s)
```

```
Дата
2024-03-01    100
2024-03-02    110
2024-03-03    105
2024-03-04    120
2024-03-05    115
dtype: int64
```

## Рисунок 34. Чтение данных из CSV-файла

Задание №15. Создайте Series, где индексами будут даты с 1 по 30 марта 2024 года, а значениями – случайные числа от 50 до 150. Постройте график значений с помощью matplotlib. Добавьте заголовок, подписи осей и сетку.

Результат выполнения задания:

### 15. Построение графика на основе Series.

Создайте Series, где индексами будут даты с 1 по 30 марта 2024 года, а значениями - случайные числа от 50 до 150. Постройте график значений с помощью matplotlib. Добавьте заголовок подписи осей и сетку.

```
[21]: import matplotlib.pyplot as plt
s = pd.Series(np.random.uniform(50,150,size=30),index=pd.date_range(start='2024-03-01', periods=30, freq='D'))
s.plot(kind='bar',color='blue')
plt.title('Продажи (март 2025)')
plt.xlabel('Дата')
plt.ylabel('Выручка (тыс. рублей)')
plt.grid()
plt.show()
```

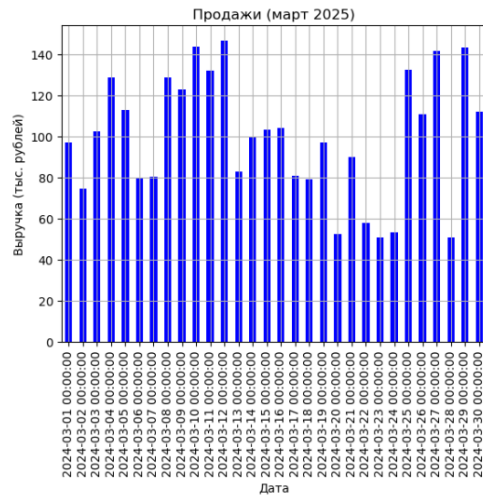


Рисунок 35. Построение графика на основе Series

### 3. Выполнение индивидуального задания.

Создайте Series, где индексами будут даты с 10 по 20 марта 2024 года, а значениями - случайные температуры от -5 до +10 градусов. Выделите данные за 15-17 марта, преобразуйте индекс в DatetimeIndex, а затем постройте график температуры.

#### 5. Преобразование и анализ погодных данных.

Создайте Series, где индексами будут даты с 10 по 20 марта 2024 года, а значениями - случайные температуры от -5 до +10 градусов. Выделите данные за 15-17 марта, преобразуйте индекс в DatetimeIndex, а затем постройте график температуры.

```
[18]: import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

s = pd.Series(np.random.uniform(-5, 10, size=11),index=pd.date_range(start='2024-03-10', end='2024-03-20', freq='D'))

print("Исходный Series:")
print(s)

subset = s["2024-03-15":"2024-03-17"]

print("\nДанные за 15-17 марта:")
print(subset)

s.index = pd.to_datetime(s.index)
subset.index = pd.to_datetime(subset.index)

plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(s.index, s.values, marker='o', linestyle='-')
plt.plot(subset.index, subset.values, marker='o', linestyle='--', color='red', linewidth=2, label='15-17 March')
plt.title("Температура в марте 2024")
plt.xlabel("Дата")
plt.ylabel("Температура (°C)")
plt.grid(True)
plt.legend()
plt.show()
```

Рисунок 36. Решение индивидуального задания

```

Исходный Series:
2024-03-10    3.135649
2024-03-11    4.147180
2024-03-12    9.112508
2024-03-13    3.484698
2024-03-14    9.511020
2024-03-15    2.166255
2024-03-16   -2.307010
2024-03-17    7.240249
2024-03-18    2.971627
2024-03-19   -2.867183
2024-03-20   -2.922918
Freq: D, dtype: float64

Данные за 15-17 марта:
2024-03-15    2.166255
2024-03-16   -2.307010
2024-03-17    7.240249
Freq: D, dtype: float64

```



Рисунок 37. Результат решения индивидуального задания

### Контрольные вопросы:

1. Что такое pandas.Series и чем она отличается от списка в Python?

Series – это маркированная одномерная структура данных, ее можно представить, как таблицу с одной строкой. С Series можно работать как с обычным массивом (обращаться по номеру индекса), и как с ассоциированным массивом, когда можно использовать ключ для доступа к элементам данных.

2. Какие типы данных можно использовать для создания Series?

Словари Python; списки Python; массивы из numpy: ndarray; скалярные величины.

3. Как задать индексы при создании Series?

pandas.Series(data=None, index=None, dtype=None, name=None,

`copy=False, fastpath=False`), где `index` – список меток, который будет использоваться для доступа к элементам `Series`. Длина списка должна быть равна длине `data`;

4. Каким образом можно обратиться к элементу `Series` по его индексу?

К элементам `Series` можно обращаться по численному индексу, Можно использовать метку, Метод `.iloc[]` используется для доступа к элементам `Series` по их порядковому номеру, начиная с 0. Метод `.loc[]` позволяет обращаться к элементам `Series` по их пользовательским меткам (индексам).

5. В чём разница между `.iloc[]` и `.loc[]` при индексации `Series`?

- `iloc` следует использовать, когда важно обращаться к элементам по их порядковому номеру.

- `loc` удобен, когда метки индексов несут смысловую нагрузку и их важно учитывать при доступе к данным.

При работе со срезами `iloc` исключает верхнюю границу, а `loc` включает её.

6. Как использовать логическую индексацию в `Series`?

При логической индексации создаётся булевый массив (массив `True` и `False`), который применяется к `Series`, возвращая только те элементы, для которых значение `True`.

7. Какие методы можно использовать для просмотра первых и последних элементов `Series`?

Метод `.head(n)` позволяет получить первые `n` элементов из объекта `Series`. Если `n` не указан, по умолчанию возвращаются первые 5 элементов.

Метод `.tail(n)` работает аналогично `.head(n)`, но возвращает последние `n` элементов `Series`.

8. Как проверить тип данных элементов `Series`?

Атрибут `.dtype` в `pandas.Series` используется для определения типа данных элементов внутри серии. Он возвращает объект `numpy.dtype`, который показывает, к какому типу принадлежат данные.



9. Каким способом можно изменить тип данных Series ?

При необходимости можно изменить тип данных Series с помощью метода `.astype()`.

```
s = s.astype('int')
```

10. Как проверить наличие пропущенных значений в Series?

Метод `.isnull()` возвращает `True` для элементов, которые являются пропущенными ( `NaN` ), и `False` для всех остальных.

11. Какие методы используются для заполнения пропущенных значений в Series?

Метод `.fillna(value)` заменяет все `NaN` в Series на указанное значение.

Метод `.dropna()` удаляет все элементы, содержащие `NaN`, и возвращает новую Series без пропущенных значений.

12. Чем отличается метод `.fillna()` от `.dropna()`?

Метод `.fillna(value)` заменяет все `NaN` в Series на указанное значение.

Метод `.dropna()` удаляет все элементы, содержащие `NaN`, и возвращает новую Series без пропущенных значений.

13. Какие математические операции можно выполнять с Series?

`+`, `-`, `*`, `/`, `//`, `%`, `**`, а также сравнения: `==`, `<`, `>`, и т.д. Применяются поэлементно.

14. В чём преимущество векторизованных операций по сравнению с циклами Python?

Они быстрее, чем циклы `for`, т.к. выполняются на уровне библиотеки

15. Как применить пользовательскую функцию к каждому элементу Series?

Метод `.apply(func)` позволяет применять функцию к каждому элементу Series , выполняя преобразование или анализ данных без необходимости использования циклов `for`. Это особенно полезно при обработке больших наборов данных.

16. Какие агрегирующие функции доступны в Series?

`sum()`, `mean()`, `min()`, `max()`, `std()`, `median()`, `count()`

17. Как узнать минимальное, максимальное, среднее и стандартное отклонение Series?

```
s.min(), s.max(), s.mean(), s.std()
```

18. Как сортировать Series по значениям и по индексам?

По значениям: `s.sort_values()`;

По индексам: `s.sort_index()`.

19. Как проверить, являются ли индексы Series уникальными?

Атрибут `.is_unique` возвращает `True`, если все индексы уникальны, и `False`, если есть повторяющиеся значения.

20. Как сбросить индексы Series и сделать их числовыми?

```
s_reset = s_duplicate.reset_index(drop=True)
```

21. Как можно задать новый индекс в Series?

```
s.index = новый_список
```

22. Как работать с временными рядами в Series ?

Временные ряды строятся с использованием индекса типа `DatetimeIndex`. Можно выбирать данные по конкретной дате, как по обычному индексу: `print(s['2024-03-03'])`.

23. Как преобразовать строковые даты в формат `DatetimeIndex`?

```
pd.to_datetime(s)
```

24. Каким образом можно выбрать данные за определённый временной диапазон?

```
s['2022-01-01':'2022-03-01']
```

25. Как загрузить данные из CSV-файла в Series?

Для чтения CSV-файла используется функция `pd.read_csv()`. Обычно данные загружаются в виде `DataFrame`, но можно извлечь отдельный столбец в `Series`

26. Как установить один из столбцов CSV-файла в качестве индекса Series?

```
pd.read_csv('file.csv', index_col='название_столбца')
```

27. Для чего используется метод `.rolling().mean()` в Series?

Метод `.rolling(window).mean()` создаёт окно фиксированной длины (`window`), внутри которого вычисляется среднее значение. Окно перемещается по `Series`, обновляя расчёты на каждом шаге.

28. Как работает метод `.pct_change()`? Какие задачи он решает?

Метод `.pct_change()` вычисляет процентное изменение между текущим и предыдущим значением `Series`. Он широко используется в финансовом анализе, анализе временных рядов, а также для оценки относительных изменений в данных.

29. В каких ситуациях полезно использовать `.rolling()` и `.pct_change()`?

`.rolling()` – для сглаживания и анализа трендов;

`.pct_change()` – для анализа относительных изменений.

30. Почему `NaN` могут появляться в `Series`, и как с ними работать?

Причины: отсутствующие значения, ошибки при чтении данных.

Методы:

`.fillna()` – заменить

`.dropna()` – удалить

`.isna()` – найти

**Вывод:** в ходе лабораторной работы были получены навыки работы с основами библиотеки `pandas`, в частности, со структурой данных `Series`.