Шпаргалка по Pandas / Pandas Cheatsheet

Краткий справочник по основным операциям

Содержание

1	-	узка и Просмотр Данных	1
	1.1 1.2	А Чтение и Запись	1 1
,			1
2	2.1	орка Данных А Базовый Выбор Столбцов	1
	2.2		_
		.iloc	1
3	Филі	ьтрация (Boolean Indexing)	1
	3.1	А Фильтрация по Условиям	1
4		ировка	2
	4.1	A Сортировка DataFrame	2
5		та с Дубликатами	2
_	5.1	А Обнаружение и Удаление Дубликатов	2
6		иенение Функций и Агрегация	2
	6.1	А Применение Функций к Элементам, Стро- кам, Столбцам	2
	6.2	В Встроенные Агрегирующие Функции	2
	6.3	С Работа со Строками (.str)	2
	6.4	D Работа с Датами/Временем (.dt)	2
7	Группировка и Сводные Таблицы		2
	7.1	A GroupBy: Разделяй-Применяй-Объединяй	2
	7.2	В Сводные Таблицы и Таблицы Сопряженности	3
8	Работа с Пропусками (NaN)		3 3
_	8.1	А Обработка Пропущенных Значений (NaN) .	
9	Объе 9.1	единение DataFrames А Комбинирование DataFrames	3 3
10		•	3
10		енение Формы (Reshaping) А Изменение Структуры: stack, unstack,)
	10.1	melt	3
11	Bpen	иенные Ряды (Time Series)	3
		А Основные Операции с Временными Рядами	3
12		образование Типов Данных	3
	12.1	А Изменение Типов Данных Столбцов	3
13	Базовая Визуализация		4
	13.1	А Быстрая Визуализация с .plot()	4

1 Загрузка и Просмотр Данных

1.1. А Чтение и Запись

Основные операции ввода/вывода Чтение данных из файлов различных форматов и запись DataFrame в файлы. 1 df_csv = pd.read_csv('file.csv', sep=',') 2 df_excel = pd.read_excel('file.xlsx') 3 df.to_csv('output.csv', index=False) 4 df.to_excel('output.xlsx', index=False)

1.2. В Первичный Осмотр DataFrame

2 Выборка Данных

2.1. А Базовый Выбор Столбцов

```
Доступ к столбцам по имени

Выбор одного или нескольких столбцов DataFrame по их названиям.

Выбор столбцов

1 s = df['col_name']
2 df_subset = df[['col1', 'col2']]
```

2.2. В Доступ по Меткам и Позициям: .loc vs .iloc

Ключевое различие

Два основных метода для индексации и выборки данных в Pandas:

- .1ос: Выборка по меткам индекса и названиям столбцов.
 Правая граница среза включается.
- .iloc: Выборка по **целочисленным позициям** (индексам строк и столбцов, начиная с 0). Правая граница среза **не включается** (как в Python).

```
Примеры использования .loc и .iloc
```

```
Примеры .loc и .iloc

1 df.loc['label']
2 df.loc['start': 'end']
3 df.loc[:, 'col_name']
4 df.loc['label', 'col_name']
5 df.loc[['l1', 'l3'], ['c1', 'c2']]
6 df.iloc[0]
7 df.iloc[0:5]
8 df.iloc[:, 0]
9 df.iloc[0, 0]
10 df.iloc[[0, 2], [0, 1]]
```

- 3 Фильтрация (Boolean Indexing)
- 3.1. А Фильтрация по Условиям

Выборка строк на основе логических условий

Используйте логические операторы & (И), | (ИЛИ), \sim (НЕ) для комбинирования условий. Условия необходимо оборачивать в круглые скобки (). Также полезны методы isin() и between().

Примеры Булевой Индексации df[df['score'] > 50] df[(df['score'] > 50) & (df['attempts'] < 3)] df[(df['city'] == 'Moscow') | (df['city'] == 'London')] df[df['city'].isin(['London', 'Paris', 'Tokyo'])] df[df['age'].between(18, 30)] df.loc[df['score'] > 90, ['name', 'score']] df[-(df['city'] == 'Moscow')]

4 Сортировка

4.1. A Сортировка DataFrame

Упорядочивание данных

Сортировка строк DataFrame по значениям в одном или нескольких столбцах ($sort_values$) или по меткам индекса ($sort_index$).

Примеры сортировки

```
df.sort_values(by='score')
df.sort_values(by='score', ascending=False)
df.sort_values(by=['city', 'score'],
ascending=[True, False])
df.sort_index()
df.sort_index(ascending=False)
```

5 Работа с Дубликатами

5.1. А Обнаружение и Удаление Дубликатов

Идентификация и удаление повторяющихся строк

Методы для проверки наличия дубликатов (duplicated) и их удаления (drop_duplicates).

```
Примеры работы с дубликатами

df.duplicated()
df.duplicated(subset=['user_id', 'timestamp'])
df.drop_duplicates()
df.drop_duplicates(keep='last')
df.drop_duplicates(subset=['user_id'],
keep='first')
```

6 Применение Функций и Агрегация

6.1. А Применение Функций к Элементам, Строкам, Столбцам

Поэлементные и построчные/постолбцовые операции

Применение встроенных или пользовательских функций:

- Поэлементные операции: Векторизованные операции NumPy или базовые арифметические операции.
- map(): Применение функции или словаря к каждому элементу Series.
- apply(): Применение функции вдоль оси DataFrame (axis=0 к столбцам, axis=1 к строкам).
- applymap(): Применение функции к каждому элементу **DataFrame**. (Менее рекомендуется, часто есть векторизованные альтернативы).

Примеры применения функций

```
1 df['new_col'] = df['col_A'] * 10
2 df['col_B_log'] = np.log(df['col_B'])
3 df['cat_code'] = df['category'].map({'A':1, 'B':2, 'C':3})
4 df[['col_A', 'col_B']].apply(np.sum, axis=0)
5 df['row_sum'] = df[['col_A', 'col_B']].apply(np.sum, axis=1)
6 df['col_C_processed'] = df['col_C'].apply(lambda x: x**2 if x > 0 else 0)
```

6.2. В Встроенные Агрегирующие Функции

Расчет сводных статистик

Быстрый расчет основных статистик для Series или столбцов DataFrame. Игнорируют NaN по умолчанию.

Примеры агрегаций

```
1 df['score'].mean()
2 df['score'].median()
3 df['score'].sum()
4 df['score'].min()
5 df['score'].max()
6 df['score'].std()
7 df['score'].var()
8 df['score'].count()
9 df['score'].unique()
10 df['category'].unique()
11 df['category'].value_counts()
12 df.mean()
```

6.3. С Работа со Строками (.str)

Векторизованные строковые операции

Aксессор .str предоставляет доступ к множеству методов для работы со строками в Series.

Примеры .str методов

```
df['name'].str.lower()
df['name'].str.upper()
df['name'].str.title()
df['address'].str.contains('Street')
df['email'].str.startswith('info@')
df['code'].str.endswith('Z')
df['product_id'].str.isdigit()
df['city'].str.replace('', '_')
df['full_name'].str.split(''')
df['comment'].str.len()
```

6.4. D Работа с Датами/Временем (. dt)

Доступ к компонентам даты/времени

Aксессор . dt предоставляет доступ к компонентам даты и времени для Series с типом данных 'datetime64[ns]'. Предварительно столбец нужно преобразовать.

Примеры .dt атрибутов и методов

```
1 df['date_col'].dt.year
2 df['date_col'].dt.month
3 df['date_col'].dt.day
4 df['date_col'].dt.hour
5 df['date_col'].dt.minute
6 df['date_col'].dt.second
7 df['date_col'].dt.dayofweek
8 df['date_col'].dt.dayofwear
9 df['date_col'].dt.quarter
10 df['date_col'].dt.month_name()
11 df['date_col'].dt.day_name()
12 df['date_col'].dt.strftime('%Y-%m-%d')
```

7 Группировка и Сводные Таблицы

7.1. A GroupBy: Разделяй-Применяй-Объединяй

Агрегация данных по группам

Mexaнизм groupby() позволяет:

- 1. **Разделить** данные на группы на основе значений в одном или нескольких столбцах.
- 2. **Применить** агрегирующую функцию (sum, mean, count, etc.) или трансформацию к каждой группе независимо.

```
3. Объединить результаты в новую структуру данных (Series или DataFrame).

Примеры GroupBy

1 grouped = df.groupby('category')
2 grouped_multi = df.groupby(['category', 'status'])
3 grouped['value'].sum()
4 grouped['value'].sum()
5 grouped['value'].agg(['mean', 'std', 'count'])
6 grouped_multi.agg(
7 total_value=('value', 'sum'),
8 avg_score=('score', 'mean'),
9 max_score=('score', 'mean'),
10 unique_ids=('id', 'nunique')
11 )
12 grouped.size()
```

7.2. В Сводные Таблицы и Таблицы Сопряженности

Создание агрегированных таблиц

pivot_table: Создает сводную таблицу в стиле Excel. Позволяет агрегировать данные по двум или более категориальным переменным. • crosstab: Вычисляет таблицу сопряженности (частот) для двух или более факторов.

```
Pivot Table u CrossTab

1 pd.pivot_table(df,
2 values='score',
3 index='category',
4 columns='status',
5 aggfunc=np.mean,
6 fill_value=0)
7 pd.crosstab(df['category'], df['status'])
```

8 Работа с Пропусками (NaN)

8.1. А Обработка Пропущенных Значений (NaN)

Обнаружение, удаление и заполнение NaN

Стандартные подходы к работе с пропущенными данными ('NaN', 'None', 'NaT').

```
Onepaции c NaN

1 df.isnull()
2 df.isna()
3 df.notnull()
4 df.isnull().sum()
5 df.dropna()
6 df.dropna(axis=1)
7 df.dropna(subset=['col_A', 'col_B'])
8 df.dropna(thresh=2)
9 df.fillna(0)
10 df['col_A'].fillna('Unknown')
11 df['col_B'].fillna(df['col_B'].mean())
12 df.fillna(method='ffill')
13 df.fillna(method='bfill')
```

9 Объединение DataFrames

9.1. A Комбинирование DataFrames

Основные методы объединения

- pd.concat(): "Склеивание" объектов Pandas вдоль оси (строк axis=0 или столбцов axis=1). Полезно для добавления строк/столбцов.
- pd.merge(): Объединение в стиле SQL баз данных. Соединяет строки из двух DataFrame на основе одного или нескольких общих столбцов (ключей) или индексов.
- df.join(): Удобный метод для объединения по индексу (или по ключу в одном DataFrame и индексу в другом). Часто используется как обертка над merge.

Примеры объединения

Предполагаем наличие 'df1' и 'df2'.

```
Merge, Concat, Join

1 combined_rows = pd.concat([df1, df2], axis=0,
    ignore_index=True)
2 combined_cols = pd.concat([df1, df2], axis=1)
3 merged_inner = pd.merge(df1, df2, on='key',
    how='inner')
4 merged_left = pd.merge(df1, df2, on='key',
    how='left')
5 joined_index = df1.join(df2, how='inner',
    lsuffix='_df1', rsuffix='_df2')
```

10 Изменение Формы (Reshaping)

10.1. A Изменение Структуры: stack, unstack, melt

Преобразование между "широким" и "длинным" форматами

- stack(): "Укладывает" столбцы DataFrame в индекс, создавая Series (или DataFrame с MultiIndex). Переход от "широкого" к "длинному" формату.
- unstack(): Обратная операция к stack(). "Поднимает" уровень индекса в столбцы. Переход от "длинного" к "широкому" формату.
- melt(): "Расплавляет" DataFrame, преобразуя столбцы в строки. Полезно для создания "длинного" формата данных из "широкого".

```
Примеры Reshaping

1 df_melted = pd.melt(df,
2 id_vars=['id', 'name'],
3 value_vars=['Score_Q1',
'Score_Q2'],
4 var_name='Quarter',
5 value_name='Score')
```

11 Временные Ряды (Time Series)

11.1. А Основные Операции с Временными Рядами

Работа с датами и временем как индексом

Pandas предоставляет мощные инструменты для работы с временными рядами, особенно когда индекс DataFrame имеет тип 'DatetimeIndex'.

Операции с Time Series

```
1 date_rng = pd.date_range(start='2024-01-01',
    end='2024-01-10', freq='D')
2 time_rng = pd.date_range('2024-01-01', periods=5,
    freq='H')
3 df['previous_value'] = df['value'].shift(1)
4 df['change'] = df['value'] - df['value'].shift(1)
```

Доступ к компонентам даты/времени через .dt (см. VI.D) работает и для 'DatetimeIndex'.

12 Преобразование Типов Данных

12.1. А Изменение Типов Данных Столбцов

Явное приведение типов

Преобразование столбцов к нужным типам данных для корректной обработки или экономии памяти.

Приведение типов

```
print(df.dtypes)
print(df.dtypes)
df['numeric_col'] =
   pd.to_numeric(df['numeric_col'], errors='coerce')
df['string_col'] = df['string_col'].astype(str)
df['category_col'] =
   df['category_col'].astype('category')
print(df.dtypes)
```

13 Базовая Визуализация

13.1. А Быстрая Визуализация с . plot()

Встроенные методы для графиков

Pandas интегрируется с Matplotlib, позволяя быстро строить базовые графики прямо из DataFrame или Series с помощью метода .plot(). Необходим импорт 'matplotlib.pyplot'.

Примеры '.plot()'

```
1 df['value_ts'].plot(kind='line', title='Trend Over
    Time', figsize=(10, 4))
2 df['numeric_col'].plot(kind='hist', bins=30,
    title='Distribution')
3 df.plot(kind='scatter', x='col_A', y='col_B',
    title='Scatter Plot A vs B')
4 df['numeric_col'].plot(kind='kde', title='Density
    Plot')
```