セミナーの前に

- **ご質問**に関して
  - **講義中**のお願い
    - **質疑応答の時間**にまとめて取り上げますので、一度**チャット欄**に投稿していただけると助かります
    - **口頭で質問したい場合は、概要だけ**で構いません。質疑応答の時間にお答えします
  - **講義後**も可能
- **環境と資料**に関して
  - 環境は `Google Colab`
  - 本セミナーでのコードは、 `Google Colab` で動作確認済み
    - 他の `Python` 実行環境でも利用可能ですが、環境ごとに仕様が異なるため、動作が変わることがある
  - 講義の方針に関して
    - 厳密には正確でない部分がある場合もございますが、**分かりやすさを重視**
      - 本セミナーでは初心者の方にも理解いただけるよう、**例え**を用いて解説
      - 講義で扱った範囲内のトピックに基づいて説明し、**例外の共有を極力避ける**
  - 講義資料
    - コードのみ：**セミナー中**に送付
    - 解説付きコード：**本セミナー終了後**に送付
- **トラブルシューティング**
  - 画面は**Ctrl キー+マウス ホイールで、拡大または縮小**できます

    ※大きめに表示していますが、各自調整をお願いします。
  - **ノートブックの読み込みエラーを防ぐため、無圧縮形式の `zip` ファイルを使用**しています。

    ※そのためファイルサイズが大きくなっていますが、ご了承ください。

目的

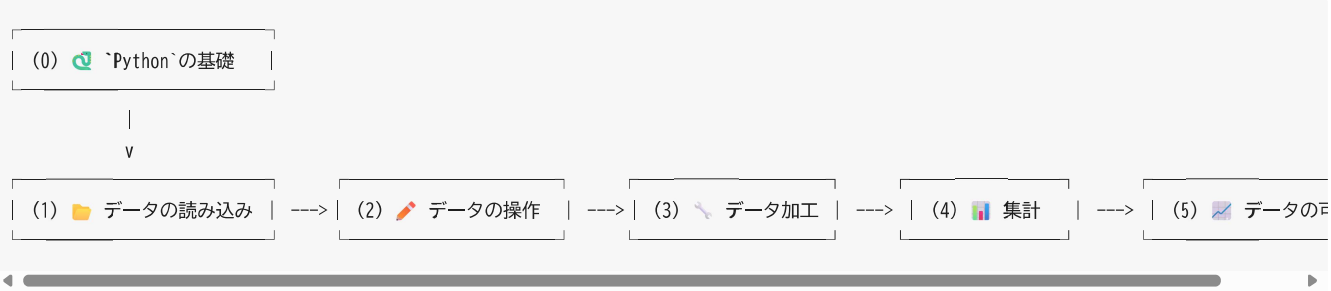
`NumPy`、`Pandas`、`Matplotlib` は、いわばデータ分析の三種の神器。

データ分析の三種の神器

その中で、`Pandas` を使用してデータ分析の基本を学ぶことを目的である。

データの読み込みや加工、基本的な集計処理など、`Pandas` を活用したデータ操作のスキルを習得できる内容。

講義は `Python` の基礎を軽く押さえてから、**データ分析の流れ**に沿って、`Pandas` を学ぶ。



環境とその準備

本講座では、`Python` の実行環境として `Google Colab` を使用します。

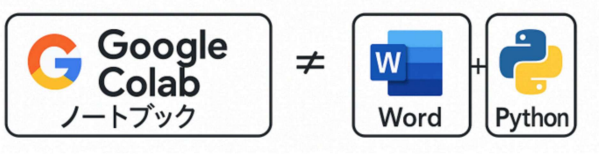
(1) Google Colab とは？

Google Colab はブラウザ上で Python コードを実行できる無料のツールで、特別な環境設定が不要で簡単に始められます。

Google Colab のノートブックを基盤している。
ノートブックとは、 Word のように文章を書けて、 Python のコードも **実行できるもの。**

つまり、**マニュアル書のような役割**も担える。

- コードと説明を一体化できるため、手順や意図を明確に記録できる
- 別の人への引継ぎが可能になる
- 従来のエディタのコメントアウト機能の限界を打破する
  など



- Google Colab 特有の機能は主に以下です。
  - 主要 ライブラリ がインストール済み
  - Gemini と連携済み
  - 簡易的な自動コーディング機能を搭載
  - GitHub と連携可能
  - クラッシュ時の自動復元
  - ノートブックをワンクリックで共有可能
  - 多発するバージョン不整合エラーが起きづらい(そのための仮想環境を作成せずに済む)
  - 無料　など

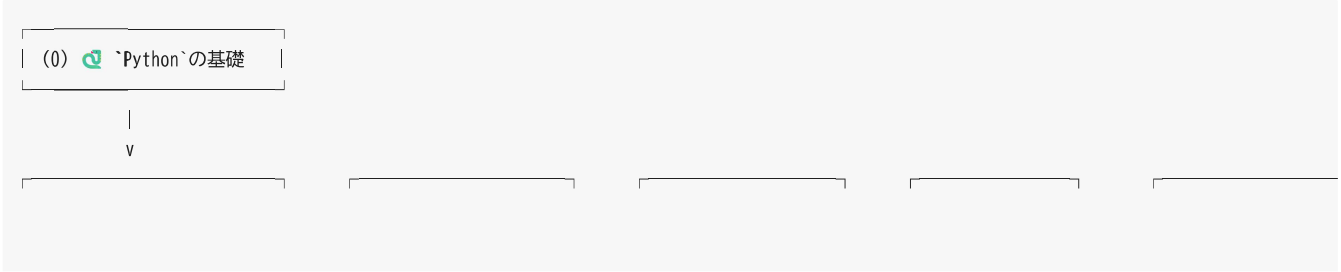
(2) Google Colab の準備方法

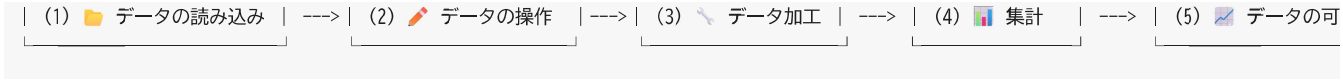
別資料のPDFに沿って、進めてください。

セミナーの進め方

- **コード実行→解説→原則→演習**の流れ
  - 手法だけでなく**原則を重視**することで、受講者が**セミナー後に自ら応用できる力**を身につけることを目指す
    - ゴルフのスイングと同じで、単に繰り返し練習するだけでは上達せず、正しいフォームという原則を理解した上で練習することが効果的

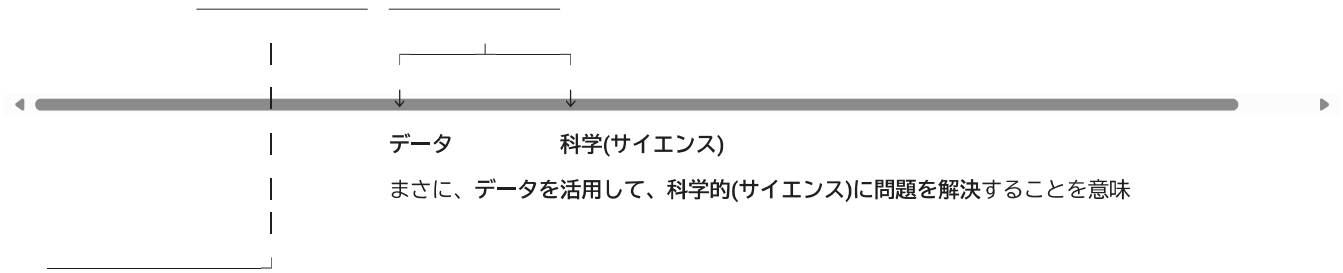
Python によるデータ分析の流れ





Ptyhonとは何か

Python はデータ分析**ライブラリが豊富**で**データサイエンス**分野に強い



v

新たなコーディングほぼ不要

↓

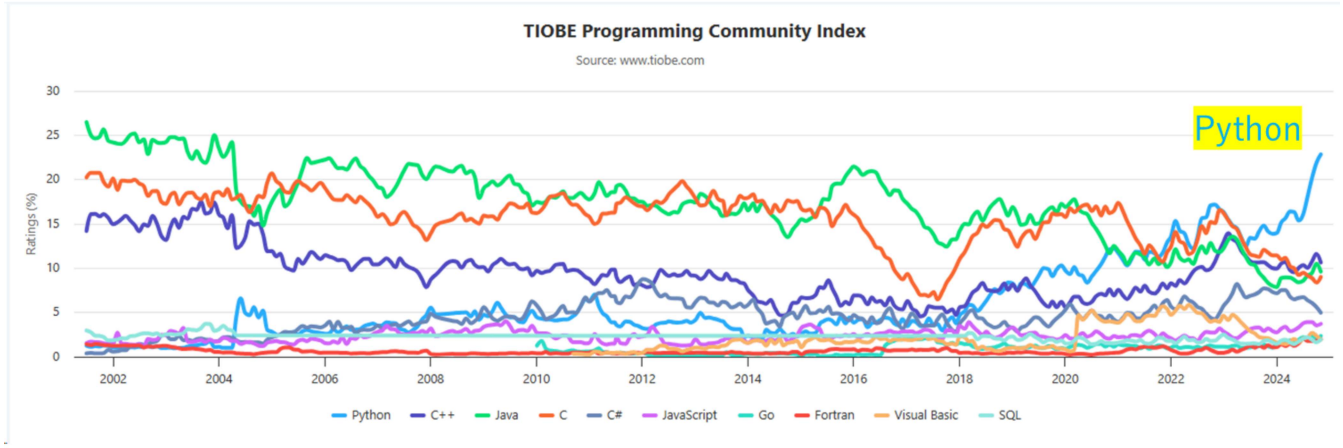
手作業ミス減少 & 💻 ⚠️ 独自実装の誤り低減

↓

利用が進む

v

◎ 利用の増加



> IOBE Index - TIOBE.「TIOBE Index」TIOBE、https://www.tiobe.com/tiobe-index/、アクセス日：2024年12月6日 より改変。

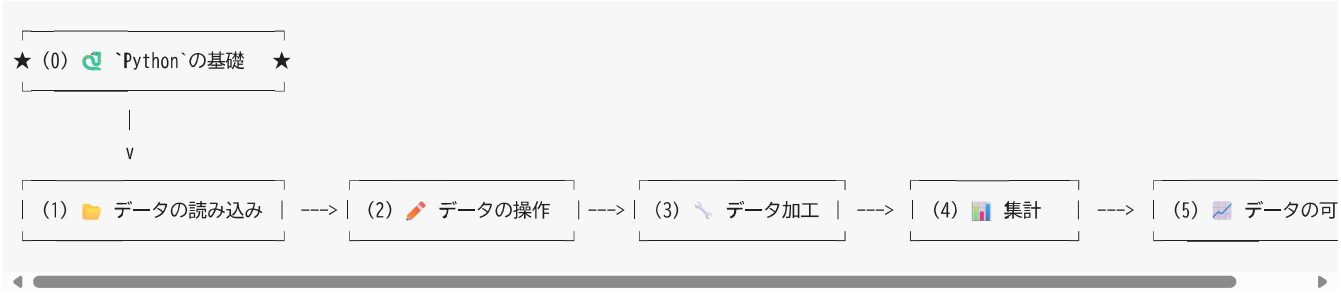
Python は、 TIOBE Index(1) の 2024年11月版 において、 22.85% のレーティングで **1位** にランクイン。

前年同期比で **8.69% 増加**。 Python は過去にも 1位 を獲得しており、現在も利用がさらに拡大している。

利用者が増えることで、 **ライブラリ やレファレンスが充実**し、さらに多くの利用者を引き寄せるという好循環が生まれている。

(1) 世界中の熟練エンジニアの数、コース、サードパーティベンダーの数に基づいてプログラミング言語の人気を測定する指標。

Python の基礎



変数

変数とは、値を格納するための器。

```
1 x = 10  # 数値型の変数
2 name ='Alice'  # 文字列型の変数
```

📝 解説

本例は単純ですが、実際のプログラムではもっと複雑な値を扱うため、変数があると整理しやすくなる

- 一度保存した値を何度も使え、同じ値を繰り返し書く手間が省ける
- 後で値を変えたくなったときも、一か所直すだけで済むので便利

  など

データ型とデータ構造

多様なデータ型とデータ構造がある。

◎ 基本データ型

- 数値型（`int`, `float`）
- 文字列型（`str`）
- 真偽値（`bool`）

  など

```
1 age = 25  # int
2 price = 19.99  # float
3 name = 'Alice'  # str
4 is_student = True  # bool
```

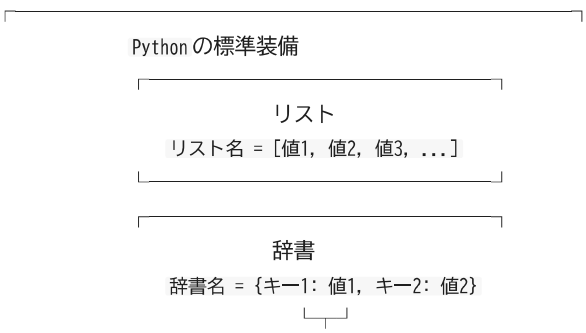
🤖

`Python`は**型を自動で判断する言語**

数値を入れれば数値型、文字列を入れれば文字列型になる

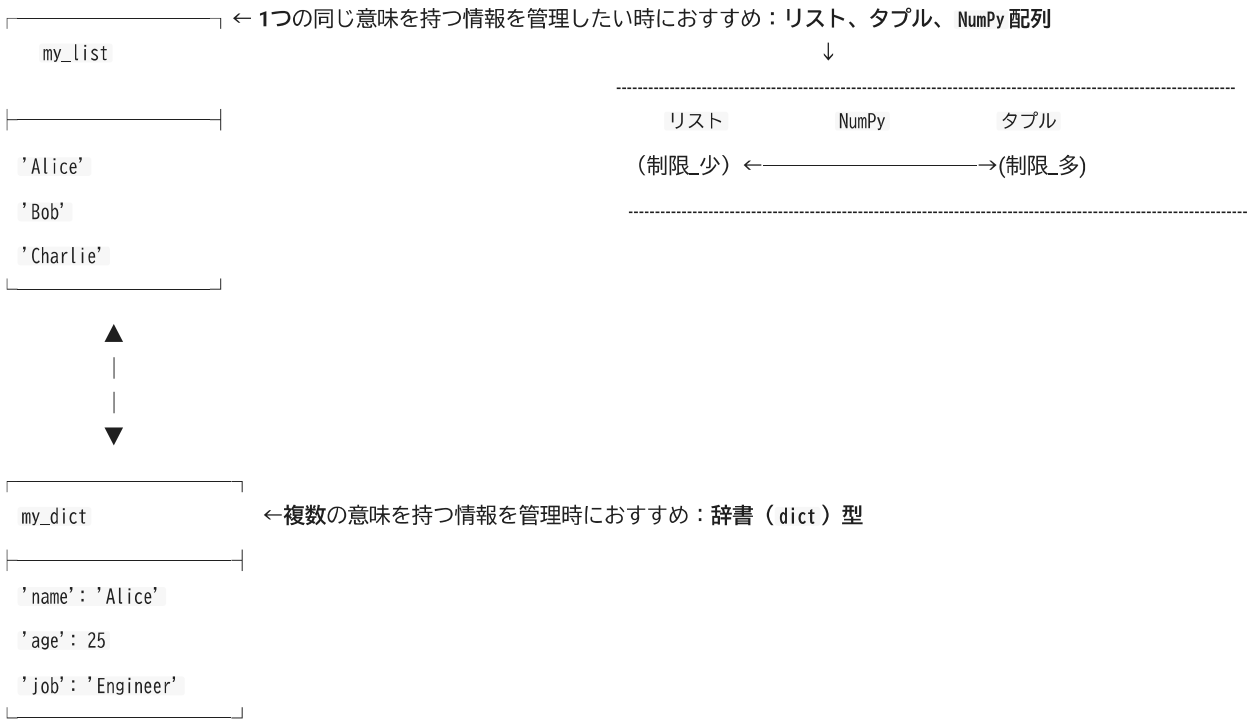
型を意識することで**バグが減り、より良いプログラム**が書ける

◎ データ構造



辞書（dict）型は**複数**の意味や関連情報を管理できる特徴がある。

一方、**リスト、タプル、NumPy 配列**は主に**1つ**の意味を扱う際に用いる。




```
my_list = ['Alice', 'Bob', 'Charlie']
my_list
```

- リスト（list）型
  - 最も基本的で柔軟な配列型
  - 異なるデータ型の要素の格納が可
  - 要素の追加、削除、変更が自由
  - [] での宣言

```
my_dict = {'name': 'Alice', 'age': 25, 'job': 'Engineer'}
my_dict
```

```
{'name': 'Alice', 'age': 25, 'job': 'Engineer'}
```

```
my_dict = {
    'name': ['Alice', 'Bob'],
    'age': [25, 30],
    'job': ['Engineer', 'Doctor']
}
my_dict
```

- 辞書（`dict`）型:
    - キーと値のペアでのデータ管理
    - キーでの要素アクセス
    - {}での「キー:値」形式での宣言

```
my_tuple = ('Alice', 'Bob', 'Charlie')
my_tuple
```

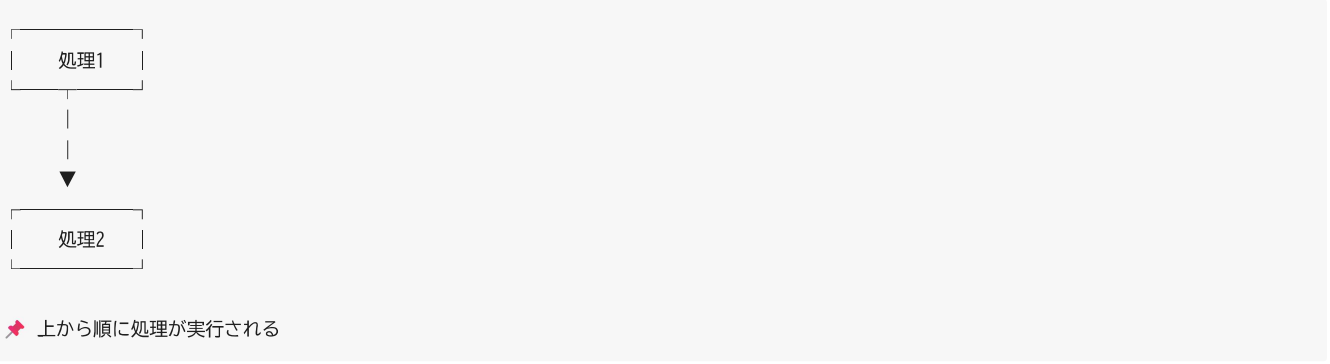
- タプル（`tuple`）型
    - リストに類似、要素変更不可
    - 不変性が必要な場合に適性
    - `()`での宣言

```
import numpy as np
my_array = np.array(['Alice', 'Bob', 'Charlie'])
```

- `NumPy`配列
    - 同一データ型のみの格納、要素数変更不可
    - `NumPy`ライブラリでの使用

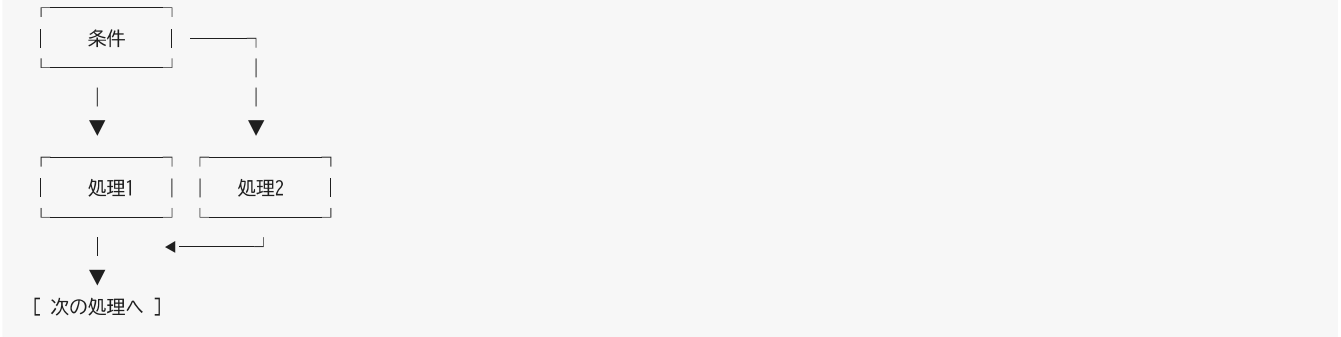
> 文部科学省. (2020). *高等学校情報科『情報Ⅰ』教員研修用教材（本編）*. 文部科学省. https://www.mext.go.jp/content/20200722-mxt_jogai02-100013300_005.pdf を参考に作成

1. 順次処理（命令を上から順番に実行）



📌 上から順に処理が実行される

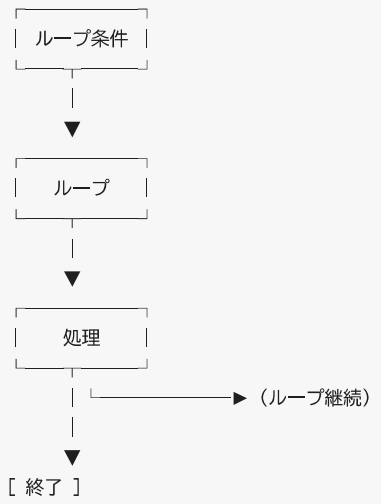
2. 分岐処理（条件分岐≒条件によって異なる処理を実行）



📌 条件判定の結果に応じて 処理1 または 処理2 を実行

```
if x > 5:
  print('xは5より大きい')
else:
  print('xは5以下')
```

3. 反復処理（ループ≒条件を満たす間、同じ処理を繰り返す）



📌 条件を満たす間は処理を繰り返し、満たさなくなったら終了

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

📝 解説

リスト `[1, 2, 3, 4, 5]` の中の数字を順番に参照して `print(i)` を実行する

`for` 〜 `in` …は、「ある期間の間、ずっと」という意味から派生していそう。

> 富田一彦. (2011). *The Word Book とみ単*. 大和書房. を参考に作成。

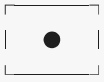
- `for` 〜 `in` 、`:` 、インデントのプログラム上の意味
  - 前置詞 `for`

    向かう――が、到達 ーーー していない　⇒　その期間ずっと

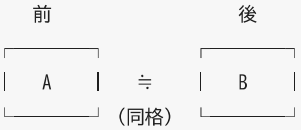
    ```
    ⟶ ーーーーー ●
    ```

  - 前置詞 `in`

    囲まれているイメージ　⇒　範囲のある時間など

  - `:` に関して
    - `for` 文の**宣言部分の終了**を示す
    - 次の行から始まる繰り返し処理のブロックの**開始**を示す

      ◎ コロンは**前後のものを紐づける同格としての役割**があり、「実行するのはこのブロックですよ」という意味を表現している
  - インデントのプログラム上の意味
    - **開始**
      - コロン（`:`）で終わる行（例： `if` 文、 `for` 文、関数定義など）の直後から始まる
    - **範囲**
      - コロンの次の行から、同じインデントレベルが続く限りグループに属する

- **終了**
  - インデントが戻る（左に寄る）か、ファイルの終わりで終了する

```
for ループ:  ← （コロン `:` でグループ開始）
┌──────────────────┐
|  繰り返し処理    |  ← インデント開始：同じインデントレベルに統一
└──────────────────┘

                     ← インデント終了：処理の終了
```

ライブラリとは

過去の人々の知識が集まった本棚(≒ライブラリ)のイメージです
これらを利用すれば、 **誰でも同じ成果**を得ることができます

ライブラリは、先人達の知恵を使い、

自分ですべての処理を細かく書かなくても、

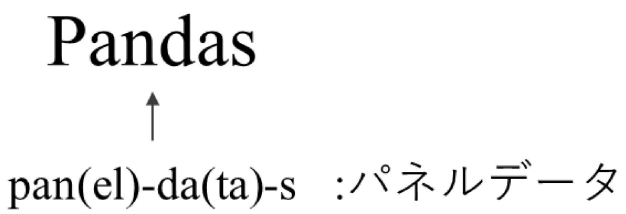
あらかじめ用意された機能を使うことで、

複雑な処理を簡単に実行できるためのもの。

Pandas の使用準備

(1) ライブラリ の概要

Pandas のデータフレームを使うと、データを**表形式(テーブル形式)**で管理できる。

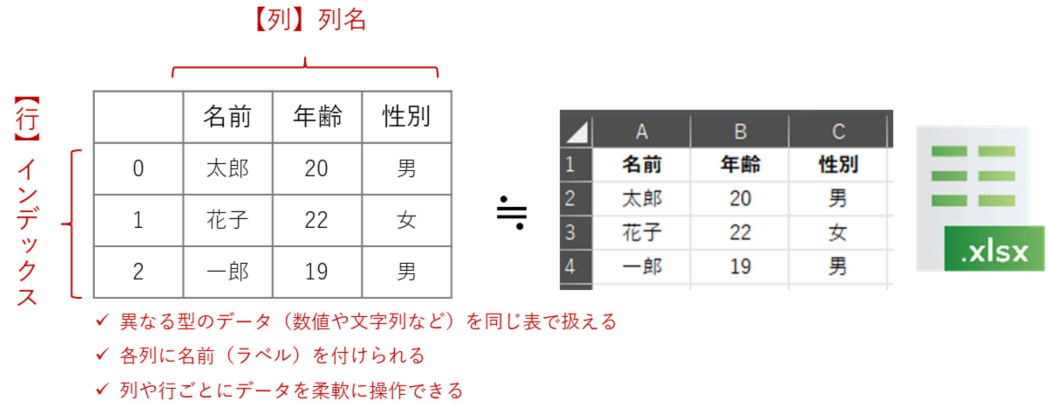


表形式(テーブル形式)とは、行と列からなるデータ構造であり、 **Excel の表**のようなイメージ。

Pandasのデータフレーム

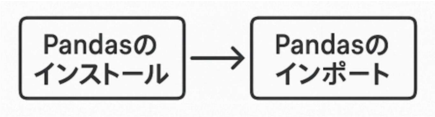
	名前	年齢	性別
0	太郎	20	男
1	花子	22	女
2	一郎	19	男

Excel に近い体験を提供し、データ分析の初心者でも使いやすい



(2) 設定方法

Pandas を使用するには、以下2ステップが必要



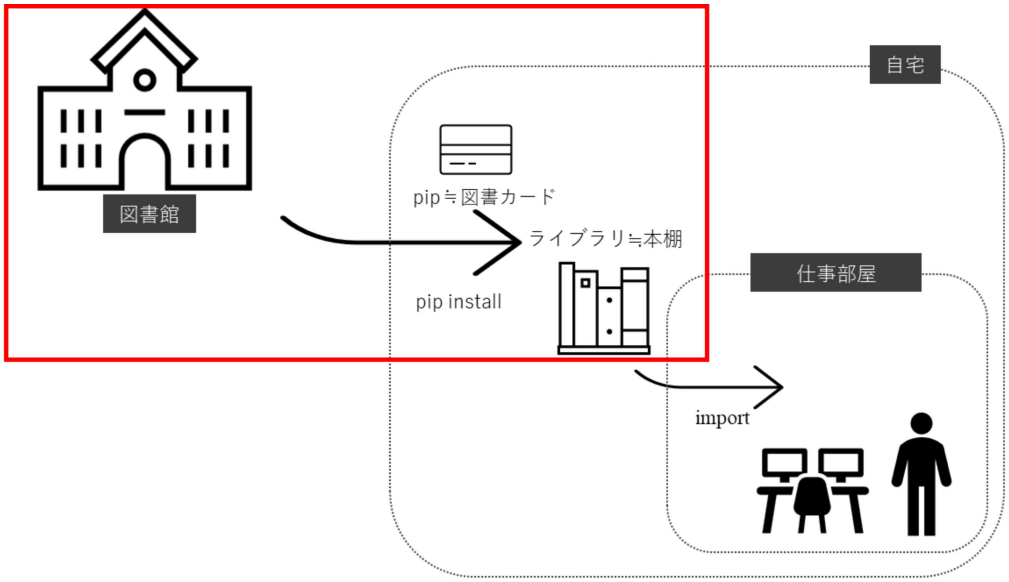
1. Pandas のインストール

   インストールには、以下のように、どちらかの `pip install` を使用。

   ただし、 `Google Colab` の環境下では不要。

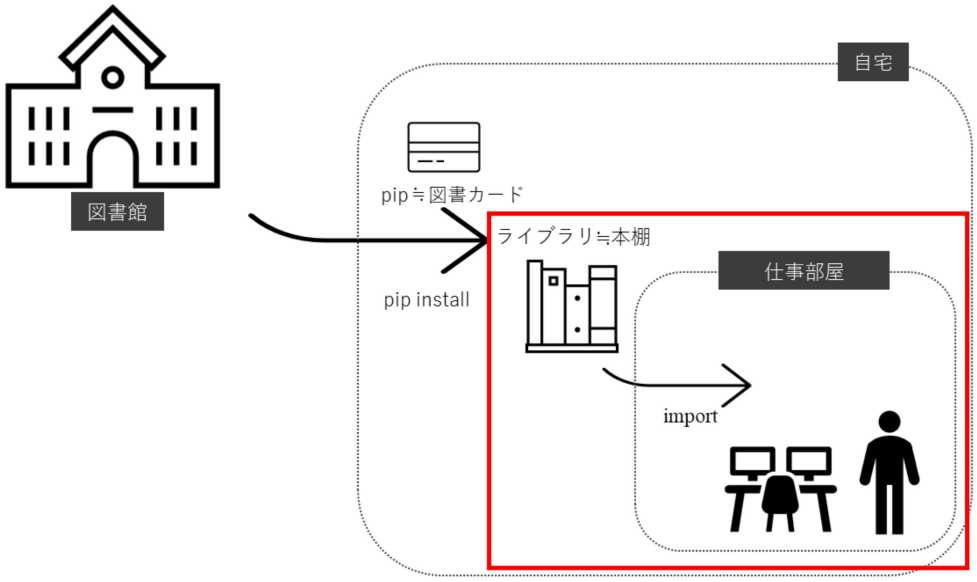
```
# pip install pandas       # コマンドラインやターミナルからのインストール
# !pip install pandas      # ノートブックなどコードセルからのインストール
```

図書館で図書カード(`pip`)を使い、 **ライブラリ(本棚)を借りる**(`pip install`)ようなイメージ。



2. Pandas のインポート

```
import pandas as pd  # Pandasライブラリをpdという別名でインポート(データ操作用)
```



- `Pandas` という本棚(≒ ライブラリ)を使用するイメージ
- 構文は以下

```
import ライブラリ as 別名
```

`as pd` により、 `pd` という**短縮名**で使用できるように設定です(厳密にはエイリアスの設定)。

📝 内部メカニズム

- `import pandas as pd` のメカニズムに関して

  `import pandas as pd` でアクセスするファイルは `__init__.py` です。 `__init__.py` がエントリーポイントで、このファイルを通して `Pandas` の基本機能が利用できる。

`Pandas` によるデータ分析のためのプログラミング

データの読み込み

```
┌──────────────────┐
│ (0) 🌀 `Python`の基礎 │
└──────────────────┘
          │
          v
┌──────────────────────┐     ┌──────────────┐     ┌──────────────┐     ┌──────────────┐     ┌──────────────┐
★ (1) 📁 データの読み込み ★ ---> │ (2) 🖍️ データの操作 │ ---> │ (3) 🔧 データ加工 │ ---> │ (4) 📊 集計 │ ---> │ (5) 📈 データの可
└──────────────────────┘     └──────────────┘     └──────────────┘     └──────────────┘     └──────────────┘
```

- CSV や Excel ファイルの読み込み Python のライブラリを使うと、データファイルを簡単に読み込むことができる。

```
# CSVファイルを読み込んでデータフレームに変換
transactions = pd.read_csv('https://www.salesanalytics.co.jp/wp-content/uploads/2025/01/transactions.csv')
transactions
```

pd(Pandas)ライブラリ
↑
pd.read_csv('https://www.salesanalytics.co.jp/wp-content/uploads/2025/01/transactions.csv')
| └──> 読み込むファイルのURLを指定する
|
v
read_csv をデータフレームとして読み込む関数
→ 「CSVを読む(read)」で、CSV形式のファイルを **データフレームに変換する**

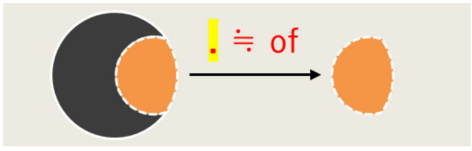
関数とは何か？

- メソッドと同様の仕組み
- プロパティは引数を持たない

.による操作

Python では、 ライブラリ や オブジェクト に対して ドット(.)でアクセスし、 メソッド や プロパティ を呼び出して処理を行う。

※オブジェクト.メソッド().メソッド()... のような記述は、見た目上 メソッド が連続しているように見えるが、実際には 各メソッド が オブジェクト を返しているため、それを受け取って次の メソッド を呼び出すという仕組みになっている。

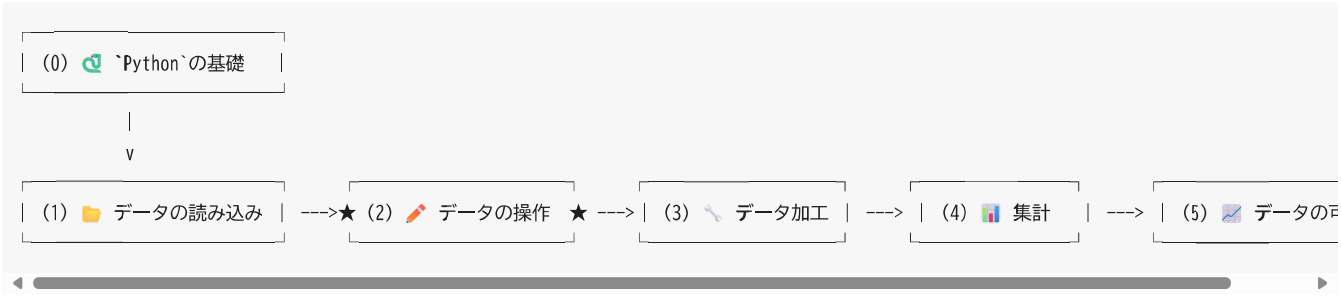


ofは「全体の中の特定部分を指す」

- Excel ファイルの読み込み

```
# Excelファイルを読み込む
# transactions = pd.read_excel('https://www.salesanalytics.co.jp/wp-content/uploads/2025/01/transactions.xlsx')
```

データの操作



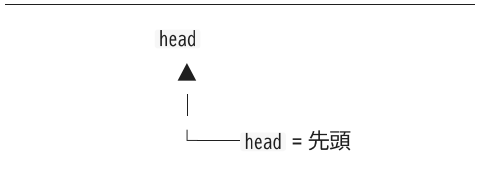
データの確認

データの全体像や統計情報を確認。

◎ head

オブジェクト.head により、データの先頭行を表示し、 データの概要を把握。

head() の名前の由来は「データの先頭 (head)」と考えられる。




```
# 最初の10行を表示
transactions.head(10)
```

📝 解説

デフォルトは5行が表示される。

行数を指定したい場合は、引数に数値を渡す。
例えば、 df.head(1) とすると先頭1行が表示される。

◎ info

オブジェクト.info() により、データの「情報」を簡潔にまとめる。

info の名前の由来は「情報 (information)」から来ている。

---

info

▲

|

└── info ≒ 情報

```
1  # データの概要を確認
2  transactions.info()
```

📝 解説

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>                ← データ型
RangeIndex: 100 entries, 0 to 99                     ← 行数と行インデックスの範囲
Data columns (total 5 columns):                      ← 列数

 ---------------------------------------------------- 列のインデックス
 |      ------------------------------------------- 各列の名称
 |      | ------------------------------------------ 各列の非欠損値の数
 |      |                |
 |      |                |           ---------------- 各列のデータ型
 |      ↓                ↓           ↓
 #   Column         Non-Null Count  Dtype
---  ------         --------------  -----
 0   TransactionID  100 non-null    int64
 1   CustomerID     100 non-null    int64
 2   ProductID      100 non-null    int64
 3   Date           100 non-null    object
 4   Quantity       100 non-null    int64

dtypes: int64(4), object(1)                          ← データ型の内訳
memory usage: 4.0+ KB                                ← メモリ使用量
```

項目	説明
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>	← データ型 (DataFrame であることを示す)
RangeIndex	← 行数と行インデックス範囲 (例: 100行、インデックスは0〜99)
Data columns	← 列数 (5列)
#	← 列のインデックス番号
Column	← 列名 (例: TransactionID, CustomerID など)
Non-Null Count	← 各列の非欠損値の数
Dtype	← 各列のデータ型 (例: int64, object など)
dtypes	← データ型の内訳 (例: int64 型が4列、 object 型が1列)
memory usage	← メモリ使用量 (例: 4.0+ KB)
None	← メソッドの戻り値 (返り値がない)

詳細は以下を参考にすること。

> 「データの全貌を一目で把握！ Pandas の DataFrame.info() を使いこなそう | データ分析ドットコム」https://biz-data-analytics.com/python/11026/ (2025年1月17日)

⚠ データの型が違う場合のトラブルシューティング

上記の結果では、 Date 列が object 型 (文字列型) として読み込まれている。

Date 列を日付型にしないと、後々以下のような処理が面倒になる。

- データのフィルタリング (特定の日付範囲のデータを参照するなど)
- 日付の計算 (例: 期間の差を計算する)

🛠️ **対処**方法

read_csv() の parse_dates 引数を使用して、 Date 列を日付型として読み込む必要がある。

parse_dates はその名前の通り、「日付を解析する (parse_dates)」ためのもの。

---

parse_dates

▲

|

└── 「日付を解析する (parse_dates)」

※読み込み後に、型変換する方法もある。

🤖 ↘

┌──┐

他の列の型も厳密に修正する必要がある。

TransactionID 、 CustomerID 、 ProductID が 0 始まりの場合、

データの読み込み時に数値型で変換されるため、先頭の 0 が自動削除される。

そのため、文字列型などに指定する必要がある。

└──┘

◎ transactions の DataFrame をメモリから削除

transactions の DataFrame を日付型にして読み込むため、一度 transactions の DataFrame をメモリから削除する。

```
1 # transactionsのDataFrameをメモリから削除
2 del transactions
```

📝 **解説**

del : delete の略で、指定した変数を削除。

```
1 # 日付型を指定してデータを読み込む
2 transactions = pd.read_csv(
3     'https://www.salesanalytics.co.jp/wp-content/uploads/2025/01/transactions.csv',
4     parse_dates=['Date']
5 )
```

Date 列が日付型になっているかを確認。

```
1 # データの型を確認
2 transactions.info()
```

info() でデータの概要を把握し、欠損値や列の型を確認・調整することが大切。

◎ shape

オブジェクト.shape により、データの**行数と列数**を確認し、データのサイズを把握する。

shape の名前の由来は「データの形状 (shape)」から来ている。

---

shape

▲

|

└── shape ≒ 形状

```
# データの形状を確認（行数と列数）
transactions.shape
```

◎ describe

オブジェクト.describe() により、各列の**基本統計量**を確認し、**現状を把握してビジネス課題の解決に活用。**

describe の名前の由来は「記述 (describe)」から来ている。

---

describe

▲

|

└── describe ≒ 記述

```
# 各列の基本統計量を確認
transactions.describe()
```

```
                                列名
                                 ↓

           TransactionID   CustomerID   ProductID   Quantity
count   →  100.000000     100.000000   100.000000   100.000000
mean    →  1050.500000     28.730000   150.440000     4.730000
std     →    29.011492     13.538464    29.165609     2.585332
min     →  1001.000000      2.000000   101.000000     1.000000
25%     →  1025.750000     20.750000   122.750000     3.000000
50%     →  1050.500000     30.000000   154.500000     4.000000
75%     →  1075.250000     39.250000   169.000000     7.000000
max     →  1100.000000     50.000000   199.000000     9.000000
```

統計量	説明
'count'	各列のデータポイント（レコード）の総数を示す
'mean'	各列の平均値を示す
'std'	各列の標準偏差を示し、データのばらつきを表す
'min'	各列の最小値を示す
'25%'	各列の第1四分位点（全データを4等分した際の下位25%の境界）を示す
'50%'	各列の中央値（データの中心値）を示す
'75%'	各列の第3四分位点（全データを4等分した際の上位25%の境界）を示す
'max'	各列の最大値を示す

🔒留意点

非数値データが含まれる場合、デフォルトでは数値列のみが対象となりますが、 include='all' を指定し、
print(transactions.describe(include='all')) すべての列が出力されます。

describe(include='all') は、非数値データに対しても NaN (欠損値) を含めた統計情報を計算し、その結果を出力する。

```
                                列名
                                 ↓

           TransactionID   CustomerID   ProductID   Quantity
0           1001           2            101         1
1           1002           4            150         3
2           1003           6            154         2
3           1004           8            199         5
4           1005          10            120         7
```

表示内容	説明
列名	データフレームのカラム名を表示します

◎ print

```
1 # データフレーム全体を表示する
2 print(transactions)
```

📝 解説

print の名前の由来は**表示する (print)**から来ています。

データを直感的に把握し、内容を確認する際に便利です。

---

print

▲

|

└── print ≒ 表示

◎ 欠損値の確認

```
1 # 各列の欠損値の数を確認
2 transactions.isnull().sum()
```

📝 解説

Pandasオブジェクト.isnull().sum() で各列の欠損値の個数を確認できる。

---

transactions.isnull().sum()

| └──> .sum() : True=1 、 False=0 の数を合計

-> .isnull() : 欠損値の有無の判定

├ 欠損値が存在する → True=1

└ 欠損値が存在しない → False=0

❓ FAQ

Q:
count() ではなく sum() を使用するのはなぜですか？

A:

transactions.isnull() は各セルが欠損値かどうかを True/False で示し、 True は 1 、 False は 0 として扱われる。

そのため、 sum() を使うと欠損値の数を正しく計算できる。

一方、 count() は非欠損値の数を数えるため、欠損値の数を求めるのには適していない。

行列の参照

特定の行や列を参照して操作できる。[] により**参照**できる。

◎ 列を参照ケース

○ 1列の場合

📜 記法

データフレーム['列名1'] と記述する

データフレーム['列名']

└── '列名' : 指定した列のデータを参照

```
1 # 列を選択
2 transactions['Date']
```

📝 解説

データフレーム transactions の中から Date 列を選択して出力。

---

transactions['Date']

└── Date : 指定した列のデータを取得

○ 複数列を参照するケース

📜 記法

データフレーム[['列名1', '列名2']]

↓

複数列の同時参照

外側 [] ←データフレームから必要な部分（列または行）を参照

↑

[['列名1', '列名2']]

└──>内側 [] はリストで、列名を指定

取得したいデータの列名をカンマで区切って指定

- 外側の [] はデータフレームから指定した列を参照するための記述
  - 内側の [] は参照したい列名をリスト形式で指定している

⚠ 注意

- 1列を参照すると **1次元データ**（Series 型）
- 複数列を参照すると **2次元データ**（データフレーム型）

😓 **型**が異なるため、後の処理でエラーが発生することがある。

```
1 # 複数の列を選択
2 transactions[['Date','CustomerID']]
```

📝 解説

データフレーム transactions の中から Date 列と CustomerID 列を選択して出力。

---

transactions[['Date', 'CustomerID']]

└── Date, CustomerID : 取得したいデータの列名をカンマで区切りで入力

🤔**こういうの、自分だけ？**

よくある書き方で transactions['Date'] を見るけど、 個人的には transactions[['Date']] の方がしっくりくる。

型の統一性：

だって、こっちなら常に DataFrame 型。 複数列でも単一列でも書き方を変えなくていいし、エラーしづらい。

- 後続処理で型を意識しなくて済む
- 一貫性があってバグも減る気がする

構文の統一性：

`transactions['Date']` だと別の構文ルールに見えてしまって、初心者ほど混乱しがち。 その点、`[['Date']]` の方が構文の仕組みが一貫して見えて理解もしやすい。

- 列の数が増えても構文は変わらない

でも、「みんなそうしてるから」だけで選んでないかな？って思うこともある。

こういうの、自分だけ？

……と思っていても、

現場には**慣習パトロール**がいるからね。

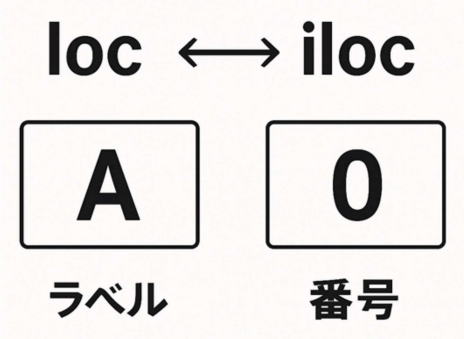
そう簡単には書き換えられないのが、ちょっと悔しい現実。

◎ 行を参照するケース

📜 記法

- `loc` と `iloc`

```
┌──────────────────────────────────────────────────┐
  loc：データを取得するためのインデックス指定
   │
   └──────→ loc: location （場所）
                        ↳ラベル（行・列の名前）で参照。インデックスはラベル扱いなので注意
  iloc：データを取得するためのインデックス指定
   │
   └──────→ iloc: integer location （整数の場所）
                        ↳行番号・列番号で参照
└──────────────────────────────────────────────────┘
```



〇 1行選択

`データフレーム.iloc[行番号]` や `データフレーム.loc[行名]` で指定します。

```
データフレーム.iloc[行番号]
                    └── 行番号: インデックス番号による指定行の参照
```

```
1 # 特定の行を選択
2 transactions.iloc[0]  # 最初の行
```

📝 解説

データフレームのインデックス `0` の行（最初の行）を選択して出力。

```
transactions.iloc[0]
                    └──── インデックス 0 の行を取得
```

○ 複数行選択

データフレーム.iloc[開始:終了] での範囲指定する。

データフレーム.iloc[開始:終了]

└── 開始:終了 : 範囲指定による複数行の参照（開始から終了-1の行）

```
# 特定の行を選択

transactions.iloc[1:5]
```

📝 解説

データフレームのインデックス 1〜4 の行（ iloc は **開始から終了-1 の行まで** を取得するため）をスライスして出力する。

---

transactions.iloc[1:5]

└── インデックス 1〜4 の行を取得

○ 条件を満たす行を参照するケース

データフレーム[条件式] での条件指定し、行をと参照する。

データフレーム[条件式] （例: データフレーム[データフレーム['Quantity'] > 4]）

🔍 [] をさらに詳しく

データフレーム[データフレーム['Quantity'] > 4] の**外側 [] は「行の参照」**、**内側 [] は「列の指定」**の役割を持つ。

- データフレーム['Quantity'] は Quantity 列を指定
- データフレーム['Quantity'] > 4 は、この列に対して 4 より大きい値を持つ行を条件式として指定

条件を満たす行の参照

↑

データフレーム[データフレーム['Quantity'] > 4]

└── **Quantity` 列** に対する条件設定

```
# 条件を満たす行を参照
filtered_data = transactions[transactions['Quantity'] > 4]
filtered_data
```

📝 解説

データフレーム transactions の中から Quantity 列の値が 4 より大きい行を参照し、新しいデータフレーム filtered_data に格納して出力します。

- transactions['Quantity'] > 4 の部分での **Quantity 列** に対する条件設定
- その後、 **transactions[...]** での、**条件を満たす行**の参照

🔍 さらに詳しく言うと・・・

1. transactions['Quantity'] > 4 が **True/False** を生成
2. **True の位置**（行番号）を **記憶**
3. **記憶した位置** の行を transactions を参照

└──────────>実際は、 **True の位置の行を記憶して、参照**という動作

ワーク

問題

◎ 空欄補充

以下の文章の【】～【】に当てはまる最も適切な語句を、選択肢の中からそれぞれ1つずつ選びなさい。

［問題1］ Python の仕組み

1. ライブラリ とは【①＿＿】であり、先人たちの知恵を再利用し、自分ですべての処理を書かずに済む
2. ライブラリ を使用するには、【②＿＿】し、【③＿＿】の2段階が必要である
3. ライブラリ や オブジェクト に対しては【④＿＿】でアクセスし、 関数 、 メソッド や プロパティ を呼び出して処理を行う
4. 関数 ・ メソッド ・ プロパティ はいずれも戻り値を返すが、 関数 や メソッド を呼び出すときには【⑤＿＿】を渡して処理する。
   一方、 プロパティ は【⑤＿＿】を渡さずに呼び出し、状態を返す

［選択肢］

A. インポート
B. 引数
C. . (ドット)
D. 本棚≒先人たちの知恵袋
E. インストール

［問題2］ データの操作

1. データの概要を確認するためには、 pandas の【①＿＿＿＿】メソッドを使い各列のデータ型や欠損値を確認できる
2. read_csv() は Date 列が object 型（文字列型）として読み込まれるため、 parse_dates 引数を使い Date 列を【②＿＿＿＿】型として読み込む必要がある
3. データの特定の列は、【③＿＿＿＿】により参照して操作できる
   - `[]`の中に、【④＿＿＿＿】は単数列
   - 【⑤＿＿＿＿】のようにリスト形式にすると複数列を参照できる
4. データの特定の行は【⑥＿＿＿＿】【⑦＿＿＿＿】を使う
   - 【⑥＿＿＿＿】はラベル（行・列の名前）で参照する
   - 【⑦＿＿＿＿】は行番号・列番号で参照する

［選択肢］

A. loc
B. DateTime
C. データフレーム['列名1']
D. info
E. []
F. iloc
G. データフレーム[['列名1','列名2',...]]

解答

◎ 空欄補充

［問題1］ Python の仕組み

1. ライブラリ とは【D. 本棚≒先人たちの知恵袋】であり、先人たちの知恵を再利用し、自分ですべての処理を書かずに済む
2. ライブラリ を使用するには、【E. インストール 】し、【A. インポート 】の2段階が必要である。
3. ライブラリ や オブジェクト に対しては【C. . (ドット)】でアクセスし、 関数 、 メソッド や プロパティ を呼び出して処理を行う。
4. 関数 ・ メソッド ・ プロパティ はいずれも戻り値を返すが、 関数 や メソッド を呼び出すときには【B. 引数 】を渡して処理する。
   一方、 プロパティ は【B. 引数 】を渡さずに呼び出し、状態を返す。

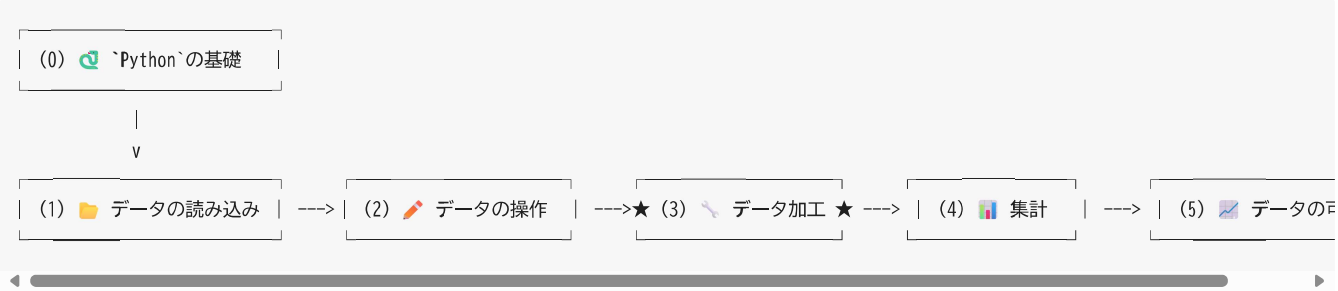
［問題2］ データの操作

1. データの概要を確認するためには、 pandas の【D. info 】メソッドを使い各列のデータ型や欠損値を確認できる
2. read_csv() は Date 列が object 型（文字列型）として読み込まれるため、 parse_dates 引数を使い Date 列を【B. DateTime 】型として読み込む必要がある
3. データの特定の列は、【E. [] 】により参照して操作できる
   - [] の中に、【C. データフレーム['列名1'] 】は単数列

- 【G. データフレーム[['列名1','列名2',...]]】のようにリスト形式にすると複数列を参照できる

4. データの特定の行は【A. loc】【F. iloc】を使う
    - 【A. loc】はラベル（行・列の名前）で参照する
    - 【F. iloc】は行番号・列番号で参照する

データ加工



欠損値の処理

- 欠損値の除去

```
# 欠損値を含む行を削除
# transactions = transactions.dropna()
```

解説

Pandasオブジェクト.dropna() で欠損値を含む行を削除できる

```
transactions = transactions.dropna()
```

`.dropna()`：欠損値を含む行を削除するメソッド
- `na`:欠損値（Not Available）
- `drop`:削除

- 欠損値の補完

```
# 欠損値を特定の値で埋める
# transactions = transactions.fillna(0)
```

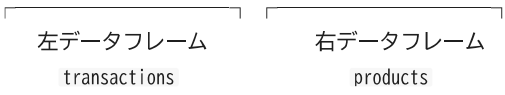
解説

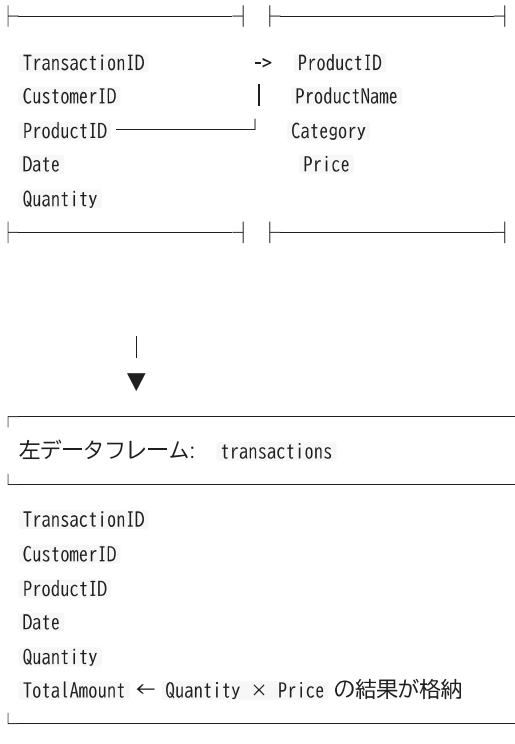
Pandasオブジェクト.fillna(値) で欠損値を、引数に指定した値で埋められる。

```
transactions = transactions.fillna(0)
```

`.fillna(値)`：欠損値を指定した値で埋めるメソッド
- `na`:欠損値（Not Available）
- `fill`:埋める

別データから新しい列を追加






```
transactions
```

```
# データの読み込み
products = pd.read_csv('https://www.salesanalytics.co.jp/wp-content/uploads/2025/01/master_products.csv')
customers = pd.read_csv('https://www.salesanalytics.co.jp/wp-content/uploads/2025/01/master_customers.csv',parse_dates=['JoinDate'])
```

```
products.head()
```

```
customers.head()
```

```
products.info()
customers.info()
```

```
# 売上額を計算して新しい列に追加
transactions['TotalAmount'] = transactions['Quantity'] * transactions['ProductID'].map(
    products.set_index('ProductID')['Price']
)
transactions.head()
```

📝 解説

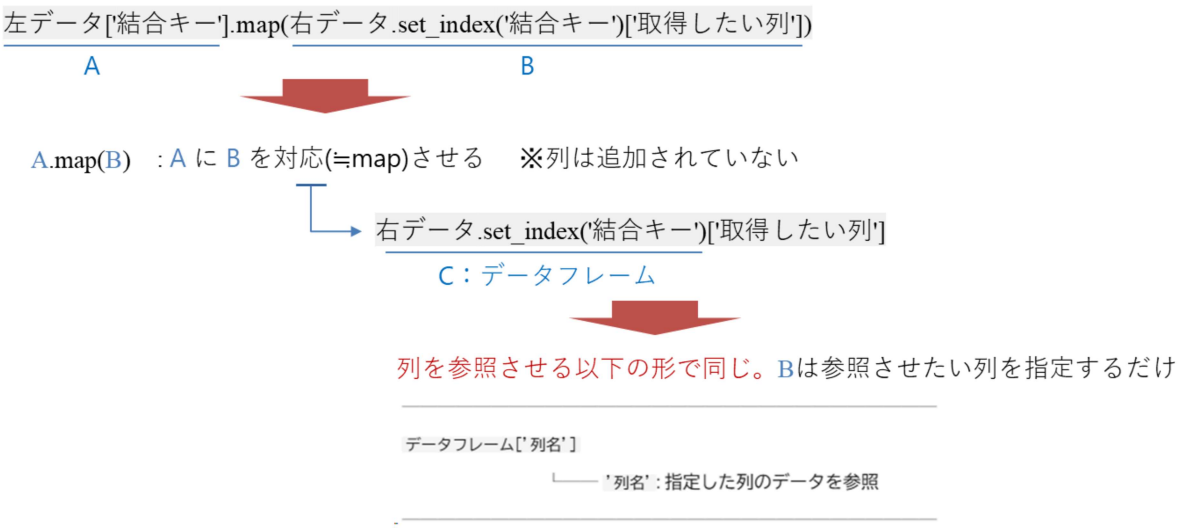
`ProductID` をもとに `products` から `Price` を取得し、 `transactions` の `Quantity` と掛け算して `TotalAmount` を 作成。

```
transactions['TotalAmount'] = transactions['Quantity'] * transactions['ProductID'].map(products.set_index('ProductID')['Price'])
```

`transactions` の購入数量

× 2つのデータの `ProductID` に対応する価格を参照

新しい列 `TotalAmount` が生成:
新しい列名を指定して値を代入すると、
自動的にその列を作成する仕様



※なお、左データの結合キーが右データのインデックスとして設定されている場合、以下のコードでも対応可能。

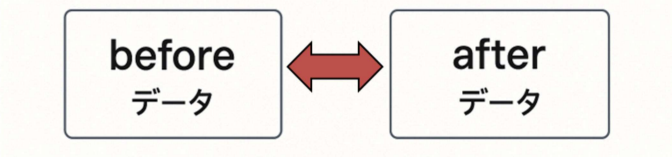
```
左データ['結合キー'].map(右データ['取得したい列'])
```

◎ マッピング操作の確認

- 「Beforeデータ」と「Afterデータ」との整合性

  以前出力した内容と照らし合わせることで、「Beforeデータ」と「Afterデータ」との整合性を確認する。

  ⚠️ 「Beforeデータ」は更新されるため、事前のスクショなどが必要



- 欠損値の有無の確認

```
1 transactions.isnull().sum() # 欠損値の確認
```

通常、`transactions.csv` や `master_products.csv` に欠損値は存在しないはず。

欠損値が発生した場合、以下の可能性を確認する。

- `transactions.csv` または `master_products.csv` のデータ自体の問題
- コードの指定ミスや参照カラムの誤り

  なお、`map()` の引数で、欠損値の処理を制御できる。興味がある方は調べてください。

```
1 transactions.head(10)  # 最初の10行を表示
```

```
1 transactions.info()  # データの概要を確認
2
```

```
1 transactions.shape  # データの形状を確認（行数と列数）
```

```
1 transactions.describe()  # 基本統計量を確認
```

😔 `map()` メソッドの確認方法はやや不便

ただし、このアプローチには不便な点がある。

本来、`map()` メソッドの利点は**元のデータを保持したまま、新しい配列を作成**することにある。
そのため、次のような不便さが残る。

- 元のデータと照らし合わせが不便
- 元のデータに対する確認メソッドの出力を保持しておく必要がある
- 計算に使用した列は、別途、`map()` しないと追加されないため、**計算の検算**

  など

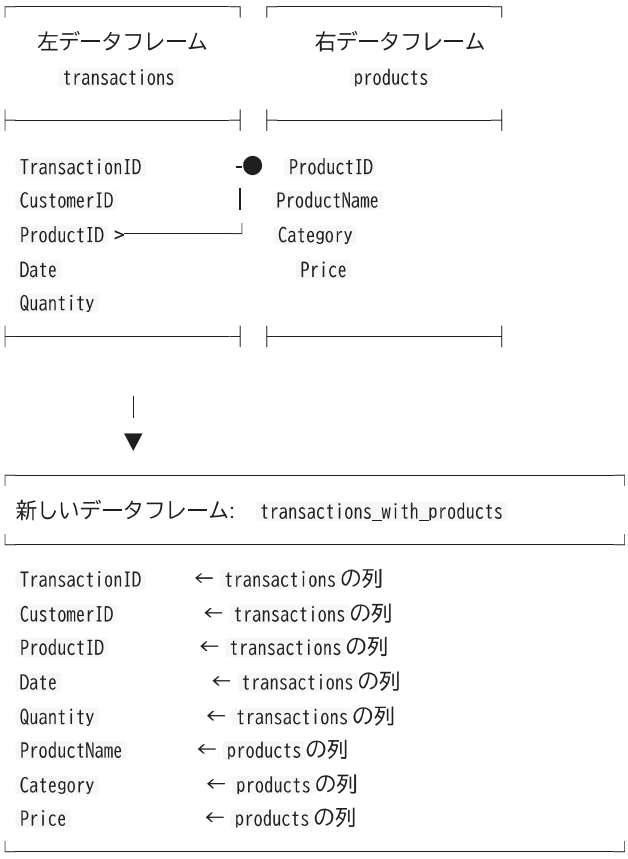
  ↓

  この課題は、後述する `merge()` 関数を使用することで解決できる。

  `merge()` 関数は元のデータを保持しながら、新しいデータを作成するため。

  なお、`map()` 関数の利点はインデックスを生成しない点など多々ある。

▼ 別のデータを結合させ、新しいデータを作成



◎ transactionsをメモリから削除

`map` を使って、`transactions` を上書きしたため、一度、`transactions` をメモリから削除します。

```
# transactionsをメモリから削除
del transactions
```

📝 解説

`del`：`delete` の略で、指定した変数を削除します。

```
# 日付型を指定してデータを読み込む
transactions = pd.read_csv(
    'https://www.salesanalytics.co.jp/wp-content/uploads/2025/01/transactions.csv',
    parse_dates=['Date']
)
```

```
# transactionsとproductsのデータ結合
transactions_with_products  = pd.merge(transactions, products, on='ProductID', how='left')
transactions_with_products.head()
```

📝 解説

---

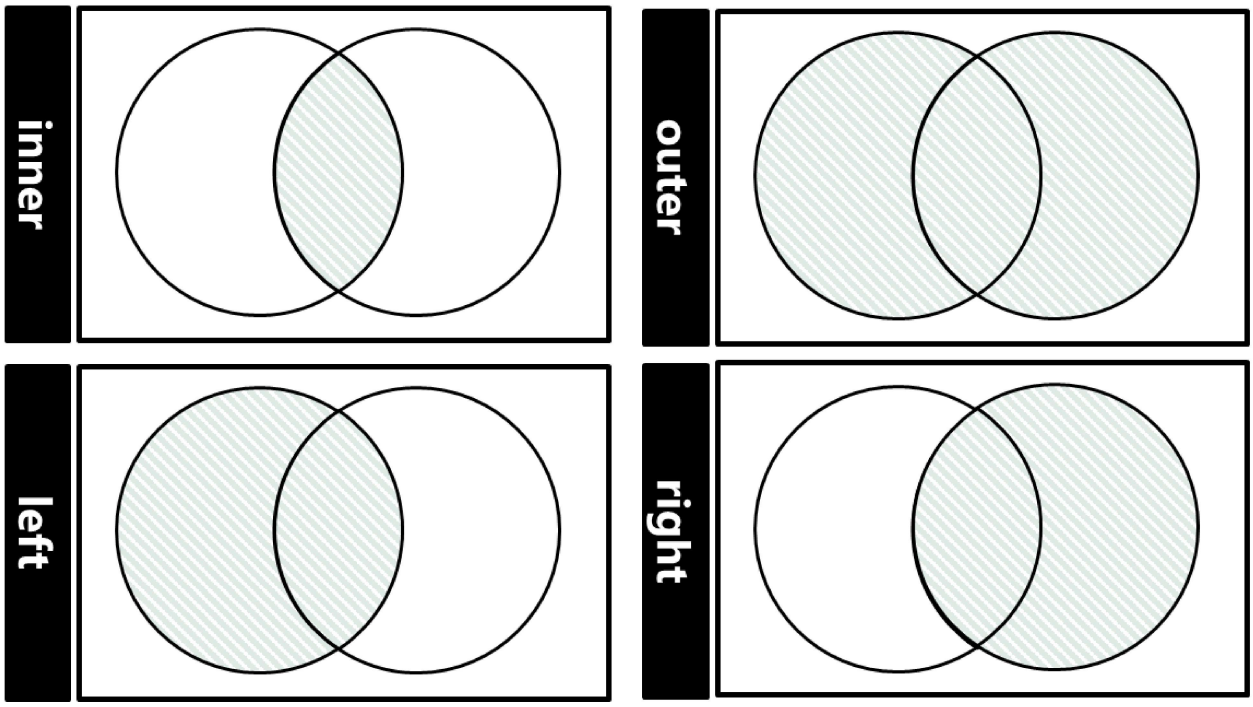
transactions と products を ProductID を基準に結合 (merge) し、
左側(left)のデータフレームのすべての行を保持 (how='left') 。

```
        ┌──> Pandas の merge 関数: 2つのデータを結合
pd.merge(transactions, products, on='ProductID', how='left')
                |          |             |              └──> how='left' 左側のデータのすべての行を保持
                ↓          |             |                                |
        左側のデータ        ↓             |                                |
                    右側のデータ          ↓                                |
                                  結合キー：                               |
                                  on (≒ 基準)：結合の基準となる列を指定      |
                                  ProductID 列を基準に結合                  ↓
```

- 'inner' (≒ 内部) → 一致するデータのみ
- 'outer' (≒ 外部) → すべてのデータ
- 'right' (≒ 右) → 右側のデータを保持　など

補足

- how を省略すると、'inner' になる



💡コードと英語を結びつける記憶術

「どのように（how）」結合するかを決める際、
結合の**接触対象の列を「on」**で指定するイメージです。

```
┌──┐
│  │○ 前置詞の`on`は「接触」
└──┘
  └──> 前置詞の「on」が「接触」を意味するように、２つのテーブル間の関連付けや条件に「基づく」結合を示します。

`how` ≒ 方法
 ──► 「どのように」と訳され、何かを行う方法を示します。データ結合では、「どのように結合するか（方法）」を決めます。
```

◎ 結合操作の確認

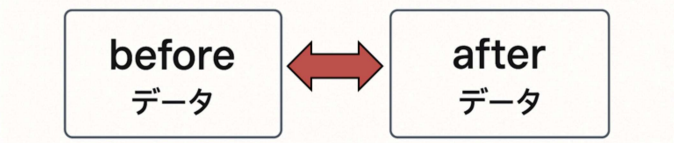
◎ マッピング操作の確認

- 「Beforeデータ」と「Afterデータ」との整合性

  以前出力した内容と照らし合わせることで、「Beforeデータ」と「Afterデータ」との整合性を確認する。

  `merge()` 関数 は元のデータを保持しながら、新しいデータを作成する。

  そのため、`map` メソッドより、照らし合わせが簡単。




```
# 結合前後のデータの確認
print('=== 欠損値の比較 ===')
print('¥n[結合前]')
print(transactions.isnull().sum())
print('¥n[結合後]')
print(transactions_with_products.isnull().sum())
```

⏳ 補足

通常、`transactions.csv` や `master_products.csv` に欠損値は存在しないはず。

欠損値が発生した場合、以下の可能性を確認します。

- `transactions.csv` または `master_products.csv` のデータ自体の問題
- コードの指定ミスや参照カラムの誤り

```
print('¥n=== 最初の10行の比較 ===')
print('¥n[結合前]')
print(transactions.head(10))
print('¥n[結合後]')
print(transactions_with_products.head(10))
```

```
print('¥n=== データの形状（行数, 列数）の比較 ===')
print('¥n[結合前]', transactions.shape)
print('¥n[結合後]', transactions_with_products.shape)
```

```
print('¥n=== 基本統計量の比較 ===')
print('¥n[結合前]')
print(transactions.describe())
print('¥n[結合後]')
print(transactions_with_products.describe())
```

❓ FAQ

Q: データフレームの出力に `¥`（バックスラッシュ）が付いているのですが、大丈夫ですか？

A: はい、問題ありません。 `pandas` のデータフレームで列が長すぎると折り返され、その目印として `¥` が挿入される。

Q: `map()` を使用した場合、一致しない `ProductID` があるとデータの一部は消えますか？
A: `on=left` のような動きです。データ自体は消えず、`TotalAmount` には `NaN` が入ります。

Q: `map()` の結合キーの型が一致しない場合、どうなりますか？
A: マッチングが正しく行われず、すべての値が `NaN` になります。事前に型を統一することが重要です。

Q: `map()` で計算に使用した列は、自動的にデータフレームに追加されますか？
A: いいえ、`map()` で取得した値は、指定した計算にのみ使われます。元のデータフレームには自動で追加されないため、計算結果の検算をする場合は、別途 `map()` で対応する列を追加する必要があります。

🔍 整理

`map` ≒ 対応づけ（マッピング）

——▶ 既存の値（例：A）に、別のデータから対応する値（例：B）を対応させる操作 ※この時点では列が追加されるわけではなく、**値を取り出すだけ**

---

merge ≒ 結合

——▶ インデックス以外の列（キー）や複数の列（キー）を基準にしても結合でき、新しいデータフレームを作成

◎ CSVに保存

```
1 # 加工後のデータを保存
2 transactions_with_products.to_csv('transactions_with_products.csv', index=False)
```

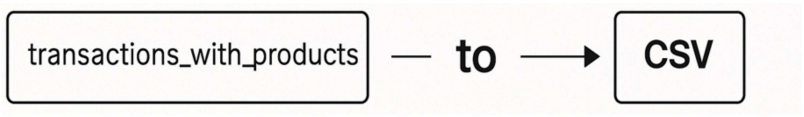
📝 解説

---

transactions_with_products データフレーム を、行番号なしで transactions_with_products.csv に保存します

```
transactions_with_products データフレーム
      ↑
    transactions_with_products.to_csv('transactions_with_products.csv', index=False)
                                |            └──>出力ファイル名を指定する    └──>行番号を保存のオプション。False=保存しない
                                |
                                |
                                v
                    CSVに保存するメソッド
```

🔍ちょっと豆知識

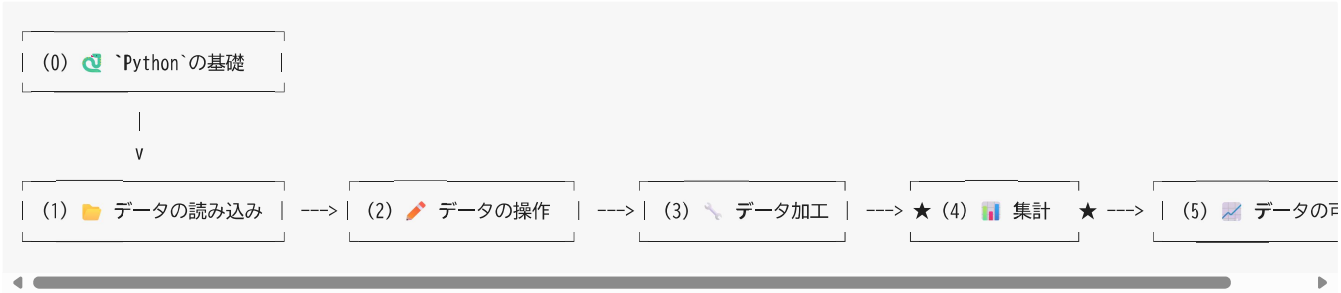



```
`to` ≒ 「到達」

  ———→ ●
```

to は「到達」を意味し、データが **変換・出力** されることを示しています。

本例においては、 transactions_with_products.to_csv は データフレームを CSV に出力しています。

集計



単純集計

データ全体または特定のグループ全体に対して単一の集計操作を行う集計操作。

- 単純集計（全体）

データ全体を対象した集計のこと。

全体	値

└──────> 全体：データ全体を示す

```
# 合計、平均、中央値、ユニークな顧客数、トランザクション数の計算
total_sales = transactions['Quantity'].sum()
average_sales = transactions['Quantity'].mean()
median_sales = transactions['Quantity'].median()
unique_customers = transactions['CustomerID'].nunique()
total_transactions = transactions.shape[0]

print(total_sales, average_sales, median_sales, unique_customers, total_transactions)
```

解説

---

transactions の Quantity 列を選択し、その列の値を合計する。

`transactions['Quantity'].sum()`

|　　　　　　|

v　　　　　　└──────> SUM ≒合計 ───┐

`transactions` の中から `Quantity` 列を選択　　　|

v

主なメソッド：

`sum` ≒ 合計

▶ 指定された列の全行の値を加算して合計値を計算

`mean` ≒ 平均

▶ 指定された列の値の合計を行数で割った平均値を計算

`median` ≒ 中央値

▶ 指定された列の値を昇順に並べた際の中央に位置する値を計算

`nunique` ≒ ユニーク(重複がない)

▶ 指定された列の中で重複を除いた値の個数を計算

`shape` ≒ サイズ

▶ 行数と列数、 `shape[0]` で行数を取得可能
※行数≒トランザクション数

など

- 単純集計（グループ別）

  特定のグループの全体値を集計。

グループ	値
項目１	XXX —> グループごとの全体を示す
項目２	XXX
項目３	XXX

```
# グループ化して集計
sales_by_customerid = transactions.groupby('CustomerID')['Quantity'].sum()
sales_by_customerid
```

解説

---

transactions の Quantity 列を選択し、その列の値を CustomerID ごとに**合計(sum)**する。

```
transactions.groupby('CustomerID')['Quantity'].sum()
```

```
|                                                └──────> SUM ≒合計
v
```

グループ化されたデータから Quantity 列を選択。

💡 transactions['Quantity'].sum とは、近しいイメージ

transactions['Quantity']に、 groupby メソッドを追加しているので、違うように見えるだけで、操作上は同じ。

==========

transactions['Quantity'].sum ：**1.通常選択**

```
    |                  └──────────────┐
    ↓                                 ↓
```

transactions.groupby('CustomerID')['Quantity'].sum ：**2.グループ化の選択**

==========

◎ イメージ

1. **通常選択 (df['Quantity'].sum())**

   df のデータフレーム：

   ```
   +----+--------+---------+---------+
   | ID | Gender | Product | Quantity|
   +----+--------+---------+---------+
   | 0  |  Male  |   A     |   10    |
   | 1  | Female |   B     |   15    |
   | 2  |  Male  |   C     |    5    |
   | 3  | Female |   A     |   20    |
   +----+--------+---------+---------+
   ```

   ↓ df['Quantity']の参照イメージ

   ```
   'Quantity'列の全ての値を参照 → [10, 15, 5, 20]
   ```

   ↓ .sum() の集計を実行

   ```
   50  # (10 + 15 + 5 + 20)
   ```

2. **グループ化後の列選択 (df.groupby('Gender')['Quantity'].sum())**

   df のデータフレーム：

   ```
   +----+--------+---------+---------+
   | ID | Gender | Product | Quantity|
   +----+--------+---------+---------+
   | 0  |  Male  |   A     |   10    |
   | 1  | Female |   B     |   15    |
   | 2  |  Male  |   C     |    5    |
   | 3  | Female |   A     |   20    |
   +----+--------+---------+---------+
   ```

   ↓ df.groupby('Gender')['Quantity']参照のイメージ（実際にデータは分割されない）

```
'Male' → 'Gender'列が'Male'の'Quantity'値を参照 → [10, 5]
'Female' → 'Gender'列が'Female'の'Quantity'値を参照 → [15, 20]
```

↓ `.sum()` の集計を実行

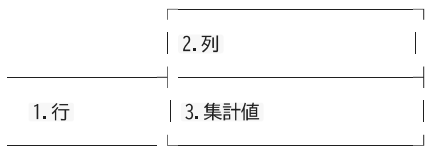
```
'Gender'
'Male'      15  # (10 + 5)
'Female'    35  # (15 + 20)
Name: 'Quantity', dtype: int64
```

<details>
<summary>クロス集計</summary>

- クロス集計の構成

  2つの分類項目 (`行` と `列`) で区切られた表に、`集計値` を表示する分析手法。

  クロス集計の構成は、`行`、`列`、`集計値` の3つ。



  主な3つの要素：

1. `行`：
   - データを縦方向に分類する項目
   - 例：性別 (男性/女性)、年齢層など
2. `列`：
   - データを横方向に分類する項目
   - 例：商品カテゴリー、地域など
3. `集計値`：
   - 合計 (例：売上金額など)
   - 平均 (例：平均購入額など)
   - 件数 (例：購入回数など)

この3つの要素を組み合わせることで、データの関係性や傾向を分かりやすく把握できる。

(例). 商品のカテゴリごとに販売数量を集計したクロス集計表。

主な目的は、商品カテゴリごとの販売行動を具体的に把握すること。

1点買い (数量が1) が多いカテゴリには個別割引を提供し、 多点買い (数量が5以上) が多いカテゴリにはまとめ買い割引を適用するなど、購買パターンに応じたプロモーションを設計できる。

また、購買傾向を把握することで、在庫の調整や過不足の予防につながる。

Quantity	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Books	1	0	4	3	1	0	3	0	4
Clothing	3	3	3	4	8	0	0	5	3
Electronics	2	1	3	3	1	0	3	1	1
Home	6	2	2	4	2	1	7	1	2
Toys	2	2	2	1	3	1	0	1	1

◎ pivot_tableによるクロス集計

- 顧客ごとの平均購入数量をピボットテーブル形式で表示。
  - 分析目的: 顧客の購入パターンを視覚化し、購入習慣や重点的なマーケティング施策を特定するため。

```
1 # ピボットテーブル作成
2 pivot_example = transactions.pivot_table(values='Quantity', index='CustomerID', aggfunc='mean')
```

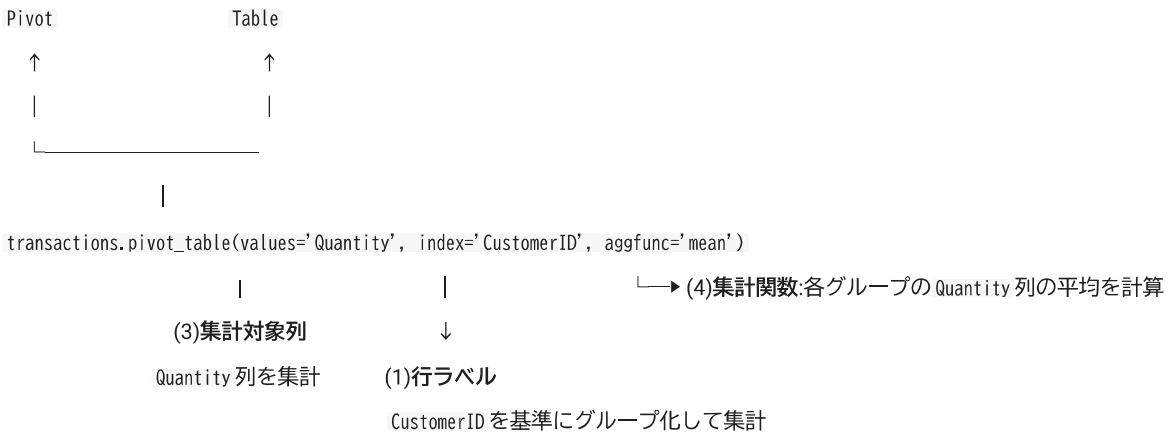
```
pivot_example.head()
```

📝 解説

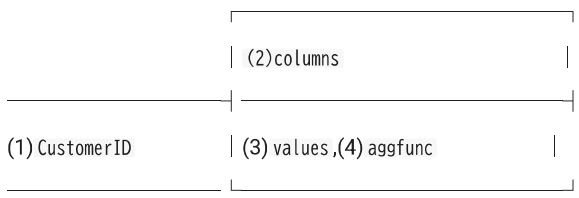
---

transactions の Quantity 列を選択し、その列の値を CustomerID ごとに**平均(mean)**します。

データ（Table）を異なる視点から「回転」（Pivot）させ、データを様々な角度から見る(a)



(2) columns を指定するとクロス集計となります。
本例は index のみを指定しているため、クロス集計のパートには含まれません



> (a) Excelピボットテーブル入門: 基本操作と構成要素の完全ガイド | データ分析ドットコム' .https://biz-data-analytics.com/excel/excel_pivottable/7881/, (2025/02/05)より改訂-

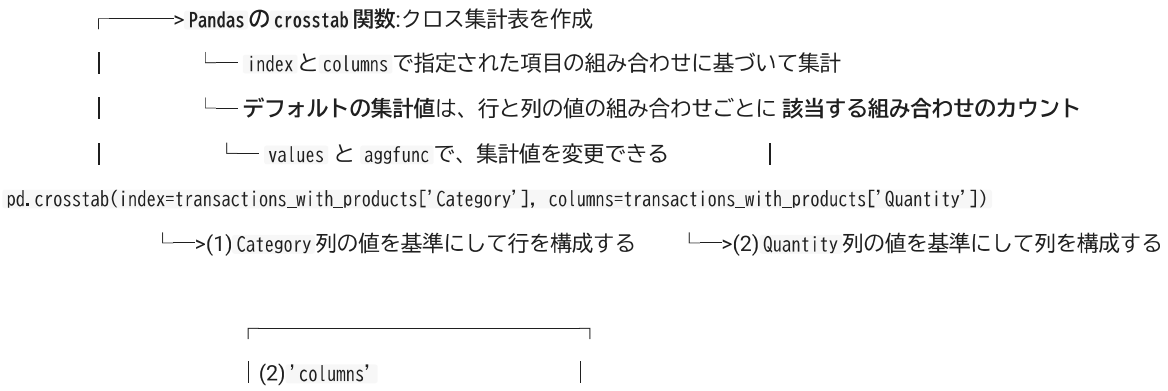
◎ crosstab によるクロス集計

```
### コード例:
# クロス集計表の作成
cross_tab_quantity = pd.crosstab(
    index=transactions_with_products['Category'], columns=transactions_with_products['Quantity']
)
cross_tab_quantity
```

📝 解説

---

transactions_with_products の Category 列を行ラベル、 Quantity 列を列ラベルとするクロス集計表を作成し、
各組み合わせの **カウント（出現回数）** を計算。



```
──────────┼──────────────────────────────┤
(1)'index'      'count':デフォルトの集計値
                  └'aggfunc':指定した集計方法
                  └'values':指定した集計対象列
──────────┘──────────────────────────────┘
```

★ カテゴリごとの総売上

次に、`map()` の例と同様に、カテゴリ別の総売上を集計した例を示す。

カテゴリ別の総売上を集計する目的は、各カテゴリの売上規模を把握し、それに基づいて具体的なアクションを取るため。

限られたリソースを効率的に配分する。

たとえば：

- 売上が高いカテゴリ (例: Clothing) には、広告投資の増加や品揃えの拡充などの施策を検討する。
- 売上が低いカテゴリ (例: Electronics) では、価格調整や新製品の導入を検討する。

Category	Sales
Books	21,369.16
Clothing	29,162.87
Electronics	13,201.19
Home	24,999.17
Toys	15,061.48

```
### コード例:
# 売上高を計算し、新しい列を追加
transactions_with_products['TotalAmount'] = (
    transactions_with_products['Quantity'] * transactions_with_products['Price']
)
transactions_with_products
```

```
# カテゴリごとの売上高を求める
pivot_table_sales = transactions_with_products.pivot_table(
    values='TotalAmount', index='Category', aggfunc='sum'
)
pivot_table_sales
```

📝 解説

`transactions_with_products` を、 `TotalAmount` の値を `Category` ごとに**合計(`sum`)**する。

```
pivot_table(values='TotalAmount', index='Category', aggfunc='sum')
            └──>(1)               └──>(2)           └──>(3)
              ┌──────────────────────┐
              | 'columns'            |
──────────────┼──────────────────────┤
'index'(2)    | (1)'value'           |  ← (3)'aggfunc'で設定
──────────────└──────────────────────┘
```

```
transactions_with_products
      ↑
   transactions_with_products.pivot_table(values='TotalAmount',index='Category', aggfunc='sum')
                              |        ↓         ↓           └──>集約関数（合計）
                              |    集計する値   行のグループ化の基準   |
                              |      TotalAmount            Category
                              |                                      |
                              |                                      |
                              |                                      |
                              |                                      v
                              |                      aggregation function（集約関数） で、集約方法を指定。 sum（合計）を設定
                              v
      pivot_table メソッド: 引数に指定した要件に従い、集計した新しい表を作成
```

ワーク

問題

- データの読み込み

以下のコードセルでは、指定された2つのCSVファイルを読み込む `transactions.csv` は日付型指定、 `master_products.csv` は通常読み込みとする。

具体的な指示はコメントアウトに書かれているので、それぞれに対応する `Python` コードを記述する

```
import pandas as pd  # pandasライブラリをpdという別名でインポート

# transactionsというCSVファイルを日付型で読み込む（ヒント：parse_datesを指定）
# URL: https://www.salesanalytics.co.jp/wp-content/uploads/2025/01/transactions.csv
# ↓↓↓

# productsというCSVファイルを読み込む
# URL: https://www.salesanalytics.co.jp/wp-content/uploads/2025/01/master_products.csv
# ↓↓↓


# データを表示
# ↓↓↓
```

- データ結合

  以下のコードセルでは、 `transactions` と `products` の2つのデータを `merge` 関数を使って `ProductID` で内部結合し、結合前後のデータ構造を `info()` で比較してください。

  具体的な指示はコメントアウトに書かれているので、それぞれに対応する `Python` コードを記述してください。

```
# `merge`関数を使い、transactionsとproductsをProductIDで内部結合してください
# ↓↓↓

# 結合前後のinfoを比較してください
# ↓↓↓
```

- 集計操作

  以下のコードセルでは、 `transactions` データを使い、 `CustomerID` ごとの購入数量合計と平均購入数量をそれぞれ集計してください。

  具体的な指示はコメントアウトに書かれているので、それぞれに対応する `Python` コードを記述してください。

```
# CustomerIDごとの購入数量合計を計算してください（ヒント：groupby + sum）
# ↓↓↓

# CustomerIDごとの平均購入数量をピボットテーブルで計算してください（ヒント：pivot_table）
# ↓↓↓

# 集計結果を表示
# ↓↓↓

```

解答

- データの読み込み

```
import pandas as pd  # pandasライブラリをpdという別名でインポート

# transactionsというCSVファイルを日付型で読み込む（ヒント：parse_datesを指定）
# URL: https://www.salesanalytics.co.jp/wp-content/uploads/2025/01/transactions.csv
transactions = pd.read_csv('https://www.salesanalytics.co.jp/wp-content/uploads/2025/01/transactions.csv',parse_dates=['Date'])

# productsというCSVファイルを読み込む
products = pd.read_csv('https://www.salesanalytics.co.jp/wp-content/uploads/2025/01/master_products.csv')

# データを表示
transactions
```

```
products
```

- データ結合

```python
# `merge`関数を使い、transactionsとproductsをProductIDで内部結合してください
merged = pd.merge(transactions, products, on='ProductID', how='inner')

# 結合前後のinfoを比較してください
transactions.info()
products.info()
merged.info()
```

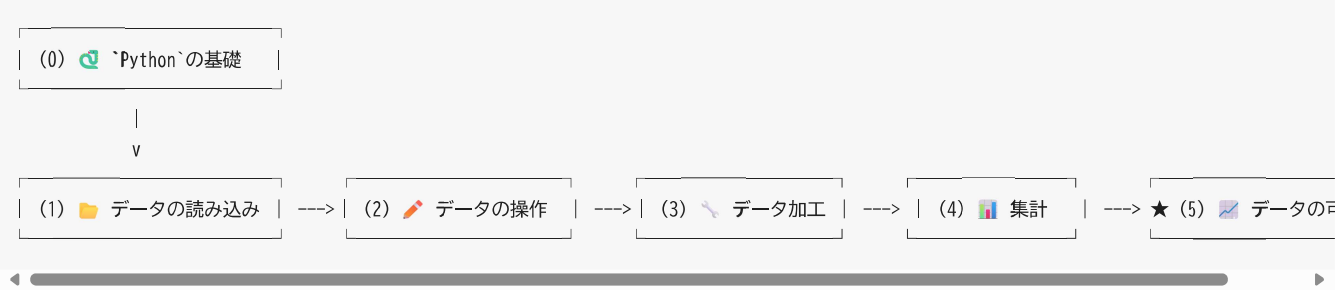
- 集計操作

```python
# CustomerIDごとの購入数量合計を計算してください（ヒント：groupby + sum）
total_quantity = transactions.groupby('CustomerID')['Quantity'].sum()

# CustomerIDごとの平均購入数量をピボットテーブルで計算してください（ヒント：pivot_table）
pivot_example = transactions.pivot_table(values='Quantity', index='CustomerID', aggfunc='mean')

# 集計結果を表示
total_quantity
```

```python
pivot_example
```

データの可視化

データ可視化は、データの特性やパターンを視覚的に理解を補助します。



棒グラフ

```python
# カテゴリごとの総販売数量を棒グラフで可視化
category_quantity = transactions_with_products.groupby('Category')['Quantity'].sum()
category_quantity
```

```python
category_quantity.plot(kind='bar', color='skyblue')
```

📝 解説

`category_quantity` を **棒グラフ（bar）** として可視化、カラー（`color='skyblue'`）を適用。

2行目コード= `transactions_with_products.groupby('Category')['Quantity'].sum()`

↓ ┌──────> Pandas の `plot` メソッド: グラフとして可視化

`category_quantity.plot(kind='bar', color='skyblue')`

| └──> `color='skyblue'` グラフの色をスカイブルーに指定

↓

`kind='bar'` 棒グラフとして描画

- `kind`（≒ 種類）→ グラフの種類を指定
  - `'bar'`（≒ 棒）→ 棒グラフ
  - `'line'`（≒ 線）→ 折れ線グラフ
  - `'pie'`（≒ 円）→ 円グラフ　など

  補足
  - `kind` を省略すると、`'line'` になる

◎ Pandas の plot メソッド

Pandas の plot メソッドにより、メソッド内の引数のみで多様なグラフを描画する。

plot メソッドは Matplotlib のラッパー(機能を包む)を呼び出し、グラフを描画。

※ラッパー=「包む」。ここでは、 Matplotlib を簡略化して使いやすく包むという意味。

Matplotlib をインポートせずに使える。ただし、インストールは必要。

日付ごとの累積売上

日付ごとの累積売上を折れ線グラフで可視化します。

売上の成長傾向や増加ペースを分析し、需要の変化や市場動向を把握します。

1. 日別売上の累積和 (累積売上) を集計

```
#transactions_with_products['Date'] = pd.to_datetime(transactions_with_products['Date'])
daily_sales = transactions_with_products.groupby('Date')['Price'].sum().cumsum()
daily_sales
```

FAQ

Q: daily_sales の内容が Price と表示されますが、問題ありませんか？

A: 問題ないです。 daily_sales は pandas.Series オブジェクトで、その名前が 'Price' に設定されているためです。

📝 解説

---

transactions_with_products から **日別 (Date) の売上 (Price)** を集計し、
その合計を **累積 (cumsum())** して **売上の推移** を計算します。

```
transactions_with_products.groupby('Date')['Price'].sum().cumsum()
                                                    └──> .cumsum : 累積和を計算するメソッド
                                                              |
                                                              ├──▶ cum : cumulative（累積の）
                                                              |          ↳ 先頭から順に値を足していく
                                                              |
                                                              └──▶ sum : sum（合計）
                                                                         ↳ 数値を合計する演算
                                                                         |
                                                                         ↓
```

cumsum 動作イメージ

元のデータフレーム（一部）：

TransactionID	Date	Price	Category
1001	2025-01-01	295.88	Books
1002	2025-01-02	1306.45	Clothing
1003	2025-01-03	432.50	Home
1004	2025-01-04	2444.96	Electronics
1005	2025-01-05	1135.28	Electronics
・・・	・・・	・・・	・・・

↓ `.groupby('Date')['Price'].sum()` を実行

日ごとの売上合計：

Date	Price
2025-01-01	295.88
2025-01-02	1306.45
2025-01-03	432.50
2025-01-04	2444.96
2025-01-05	1135.28
・・・	・・・

↓ `.cumsum()` を実行

累積売上の計算：

Date	Cumulative Sales
2025-01-01	295.88
2025-01-02	1602.33
2025-01-03	2034.83
2025-01-04	4479.79
2025-01-05	5615.07
・・・	・・・

FAQ

Q: 時系列データで累積和を計算する前にソートは必要ですか？

A: 時系列データで累積和を計算する際は、まず `sort_values()` で日付順にソートしてから `cumsum()` を適用することをお勧めします。`groupby('Date')` の時点で、`Date` がインデックスになります。

```
# 日付でソートしてから計算
#transactions_with_products.groupby('Date')['Price'].sum().sort_index(ascending=True).cumsum()
```

2. 日別売上の累積和 (累積売上) の集計結果をグラフ

```
daily_sales.plot(kind='line', marker='o', color='green')
```

```
# makerなしのほうが見やすいため
daily_sales.plot(kind='line', color='green')
```

📝 **解説**

`daily_sales` を 折れ線グラフ (`line`) として可視化し、

データポイントにマーカー (`marker='o'`) を追加し、線の色 (`color='green'`) を指定。

```
daily_sales.plot(kind='line', marker='o', color='green')
                 |             |              └──> 線の色を緑に指定
                 |             |
                 |             └──> 各データポイントを円（●）で表示
                 |
                 ↓
```

折れ線グラフとして描画

- `kind='line'` により、折れ線グラフを描画
- 引数を省略した場合は、'line'`(線) が適用

ヒストグラム

販売数量の分布をヒストグラムで可視化しました。

```
1 # 販売数量の分布をヒストグラムで可視化
2 transactions['Quantity'].plot(kind='hist', bins=10)
```

📝 解説

`transactions` の `'Quantity'` 列をヒストグラム `plot` として可視化し、ビン数 `bins=10` を指定します。

```
                Pandas の plot メソッド
                    ↓       ┌──────> kind='hist' : ヒストグラムを指定
transactions['Quantity'].plot(kind='hist', bins=10)
                 |                        └──>データを10個の範囲に分割
                 ▼
          'Quantity' 列を可視化対象に設定
                                              |
                                              ▼
```

`bins` (≒ 箱) とは

`bins` はデータを区切る **箱（範囲）** を意味し、

ヒストグラムで **データの分布を可視化する際の区切り方** を決定。

```
┌──────────┐  ┌──────────┐  ┌──────────┐
│          │  │          │  │          │
│  bin=1   │  │  bin=2   │  │  bin=3   │  ・・・
│          │  │          │  │          │
└──────────┘  └──────────┘  └──────────┘
```

データは `bins` で指定した数の箱に分割される。

多いと詳細が、少ないと全体像が見えやすくなる。

ワーク

問題

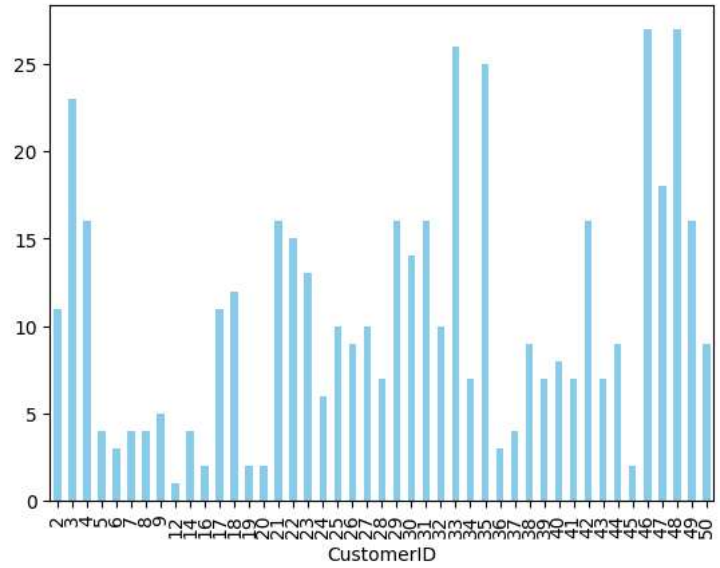
- 棒グラフによる数量合計の可視化

以下のコードセルでは、 CustomerID ごとの購入数量合計である total_quantity を、 pandas.plot で skyblue の棒グラフとして表示してください。

具体的な指示はコメントアウトに書かれているので、それぞれに対応する Python コードを記述してください。

```
import pandas as pd  # pandasライブラリをpdという別名でインポート

transactions = pd.read_csv('https://www.salesanalytics.co.jp/wp-content/uploads/2025/01/transactions.csv', parse_dates=['Date'])  # transactionsと

total_quantity = transactions.groupby('CustomerID')['Quantity'].sum()  # CustomerIDごとの購入数量合計

# total_quantity (CustomerIDごとの購入数量合計) をpandas.plotで棒グラフにし、色は'skyblue'に設定してください
# ↓↓↓


```

```
<Axes: xlabel='CustomerID'>
```



解答

- 棒グラフによる数量合計の可視化

```
import pandas as pd  # pandasライブラリをpdという別名でインポート

transactions = pd.read_csv('https://www.salesanalytics.co.jp/wp-content/uploads/2025/01/transactions.csv', parse_dates=['Date'])  # transactionsと

total_quantity = transactions.groupby('CustomerID')['Quantity'].sum()  # CustomerIDごとの購入数量合計

# total_quantity (CustomerIDごとの購入数量合計) をpandas.plotで棒グラフにし、色は'skyblue'に設定
total_quantity.plot(kind='bar', color='skyblue')

```

おまけ：Pandas による視覚化の限界例

グラフ装飾

Pandas だけではグラフの装飾に一部限界があるため、 Matplotlib で補う必要がある。

(1) ライブラリの概要

- Matplotlib とは？

データ可視化のための Python ライブラリ

↓

Matplotlib

↑

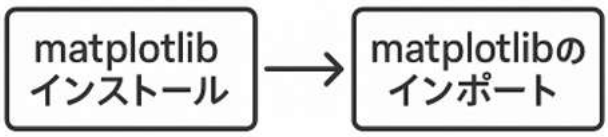
```
┌──────────────────────────────────────────────┐
|                          |                   |
↓                          ↓                   ↓
MATRIX (行列)      Plot (図を描く)      lib (ライブラリ)
```

- Mat：**行列（MATRIX）**や数値データを扱う文脈に関連
- plot：**「図を描く」「グラフを描く」**という意味の英単語
- lib：プログラムで使う**「ライブラリ（library）」**を意味する略語

その名から連想される通り、Matplotlibは、Pythonの**データ可視化ライブラリ**です。

(2) Matplotlibの使用準備

Matplotlibを使用するには、以下2ステップが必要



1. Matplotlibのインストール

インストールには、以下のように、どちらかの`pip install`を使用。

ただし、`Google Colab`の環境下では不要。

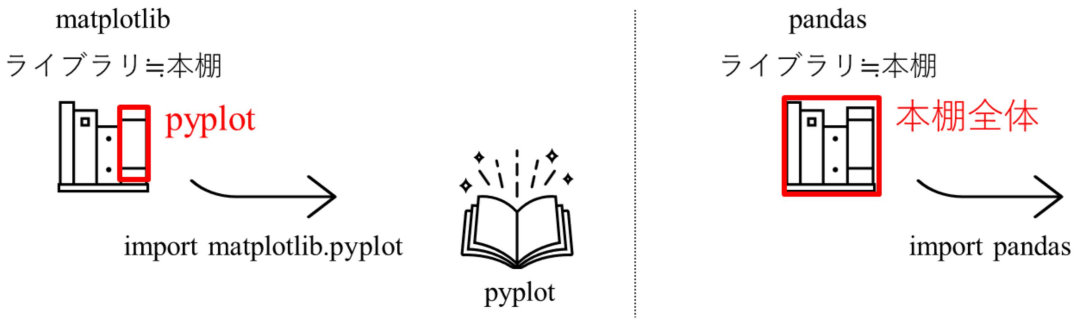
```
##pip install Matplotlib   # コマンドラインやターミナルから実行する際に、推奨されている標準的なコマンドです
#!pip install Matplotlib  # Jupyter ノートブック などのコードセルから実行する場合に、推奨されているコマンドです
```

2. Matplotlibの`pyplot`モジュールのインポート

   続いて、インストールしたライブラリをインポートにして、アクセスできるようにします。

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

`import matplotlib.pyplot`と`import pandas`の違い



`import pandas`

|

▼

- **本棚そのもの（ライブラリ全体）を直接操作**する形式イメージ※`__init__.py`を読み込み、ライブラリ全体にアクセスできるため

`import matplotlib.pyplot`

|

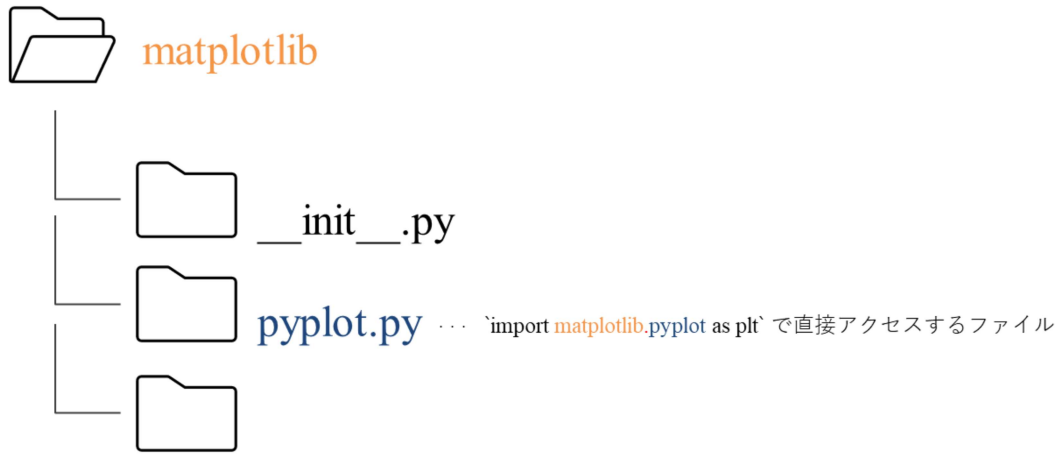
▼

- matplotlib という本棚から pyplot という本を取り出すイメージ
- **本棚の中の特定の本**（ライブラリの中の特定のモジュール）を指定 ※ import だけでは、全機能にアクセスできないため

```
`ライブラリ.モジュール`
```

- matplotlib.pyplot のアクセスイメージ

  matplotlib.pyplot は numpy や pandas と違い、 import だけでは全機能にアクセスできず、 pyplot モジュール(pyplot.py)という本を明示的に指定する必要がある。



FAQ

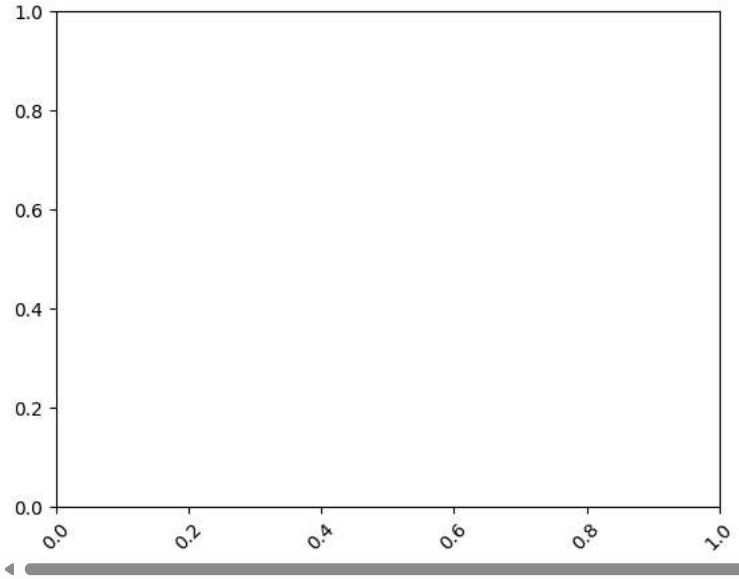
Q: Matplotlib では matplotlib.pyplot と記述するのでしょうか。

A: Matplotlib では Matplotlib.pyplot と記述するが、これは、 pandas と違い、 import だけでは全機能にアクセスできず pyplot.py を明示的に指定する必要があるため。

X 軸の目盛りの回転角度を設定

```
plt.xticks(rotation=45)
```

```
(array([0. , 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1. ]),
 [Text(0.0, 0, '0.0'),
  Text(0.2, 0, '0.2'),
  Text(0.4, 0, '0.4'),
  Text(0.6000000000000001, 0, '0.6'),
  Text(0.8, 0, '0.8'),
  Text(1.0, 0, '1.0')])
```



📝 解説

xticks 関数: X 軸の目盛りの回転角度を設定
↓
`plt.xticks(rotation=45)`
└──> `rotation=45` X 軸のラベルを 45 度回転

`xticks` の引数
`plt.xticks(rotation=...)` を指定し、X 軸のラベルの見やすさを調整

`rotation` を省略すると、 0 度 (回転なし) になります。

- `rotation` (≒ 回転) → X 軸のラベルの向きを調整
  - `0` (≒ そのまま) → ラベルを回転させずに表示
  - `45` (≒ 45度回転) → ラベルを **右斜め 45 度** に回転
  - `90` (≒ 縦向き) → ラベルを **垂直 (90 度回転)** に配置 など

ヒートマップの可視化

- `Seaborn` ではクロス集計データを簡単にヒートマップとして描画できる
- `Matplotlib` や `Pandas` でも描画可能だが、 `Seaborn` の方がシンプル

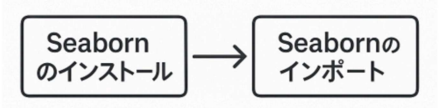
(1)ライブラリの概要

`Seaborn` とは

- 統計的な可視化に強み
- デフォルトのデザインが洗練されている

(2) `Seaborn` の使用準備

`Seaborn` を使用するには、以下2ステップが必要



1. `Seaborn` のインストール

   インストールには、以下のように、どちらかの `pip install` を使用。

   ただし、 `Google Colab` の環境下では不要。

```
# pip install seaborn  # コマンドラインやターミナルからのインストール
# !pip install seaborn       # ノートブックなどコードセルからのインストール
```

2. `Seaborn` のインポート

```
1 import seaborn as sns
```

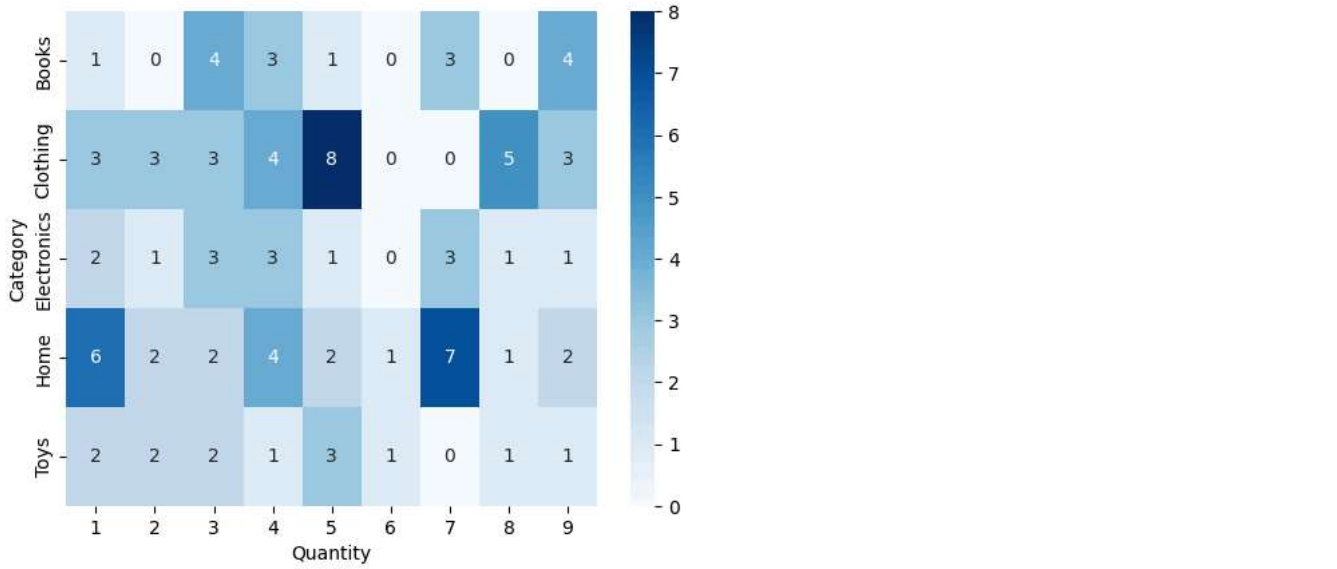
クロス集計表のヒートマップ化

```
cross_tab_quantity
```

Quantity	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Category									
Books	1	0	4	3	1	0	3	0	4
Clothing	3	3	3	4	8	0	0	5	3
Electronics	2	1	3	3	1	0	3	1	1
Home	6	2	2	4	2	1	7	1	2
Toys	2	2	2	1	3	1	0	1	1

```
sns.heatmap(cross_tab_quantity, annot=True, fmt='d', cmap='Blues')
```

```
<Axes: xlabel='Quantity', ylabel='Category'>
```



解説

---

cross_tab_quantity を **ヒートマップ（heatmap）** として可視化し、 セルに数値（annot=True）を表示し、色（cmap='Blues'）を適用。

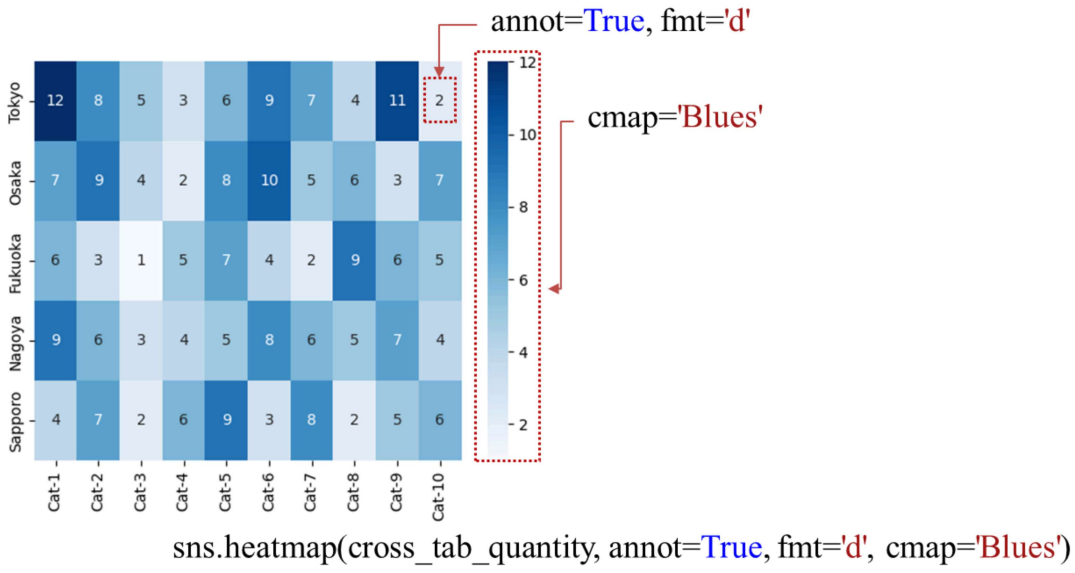
```
sns.heatmap(cross_tab_quantity, annot=True, fmt='d', cmap='Blues')
    |          |                    |      |         |
    |          |                    |      |         └──> cmap='Blues' 色のスタイル（ブルー系）
    |          |                    |      └──> fmt='d' 表示する数値のフォーマット（整数）
    |          |                    └──> annot=True セル内に数値を表示
    |          └──> cross_tab_quantity ヒートマップで可視化するデータ
    |
    ▼
heatmap 関数: ヒートマップを作成
```

---

hitmap の引数

- annot（annotation：**注釈**） → True` にすると **セル内に数値を表示**
- fmt （format：**形式**） → 数値の **表示フォーマット** を指定
- 'd' （decimal：**整数**） → fmt='d' で **整数値として表示**
- cmap （colormap：**色の地図**）** → ヒートマップの色のパターン

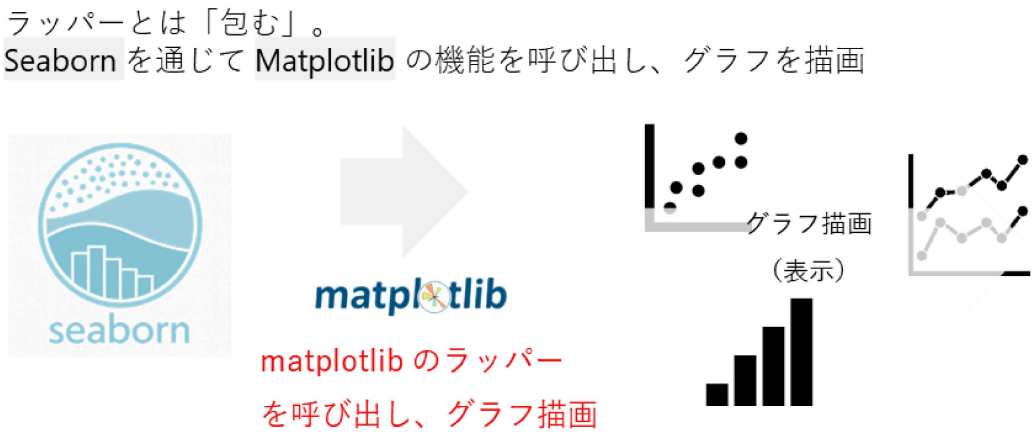
- 'Blues'（青系）** → 値が大きいほど濃い青になる



◎ Seaborn も、 Matplotlib のラッパー(機能を包む)を呼び出し、グラフを描画。

※ラッパー=「包む」。ここでは、 Matplotlib を簡略化して使いやすく包むという意味。

Matplotlib をインポートせずに使える。ただし、インストールは必要。



ワーク

問題

以下の文章の【】～【】に当てはまる最も適切な語句を、選択肢の中からそれぞれ1つずつ選びなさい。

1. Pandasによる視覚化には、【①＿＿＿＿】や【②＿＿＿＿】などは一部限界がある
2. Matplotlib では Pandas と違い、 import だけでは全機能にアクセスできないため、【③＿＿＿＿】と記述して必要なモジュールを明示的に指定する

［選択肢］

A. Matplotlib.pyplot

B. グラフの装飾

C. ヒートマップ

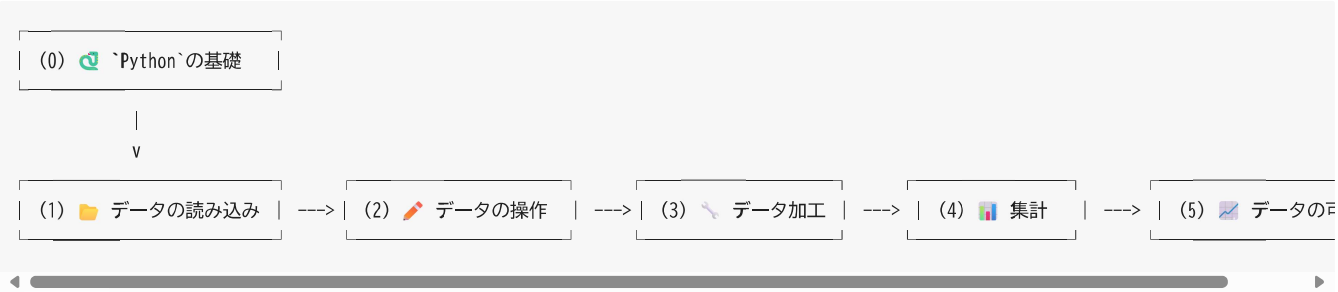
解答

1. Pandasによる視覚化には、【B. グラフの装飾】や【C. ヒートマップ】などは一部限界がある

2. `Matplotlib` では `Pandas` と違い、 `import` だけでは全機能にアクセスできないため、【A. `Matplotlib.pyplot`】と記述して必要なモジュールを明示的に指定する

おわりに

学んだことの振り返り



0. なぜ、`Python`？変数、データの型と構造、ライブラリなど
1. `CSV`や`Excel`のデータ読み込みなど
2. データの確認、行列の参照など
3. 列の追加、結合など
4. 単純集計とクロス集計など
5. 棒グラフ、ヒストグラム、ヒートマップなど

こられを通じて、`Python`のコードの構造と仕組みを学びました。

次のステップ

まず、**本講義の復習**です。**今回学んだ内容を確実に自分のもの**にすることが大。

次は、**本講義に立ち戻り**ながら、Excelで**既に行ったデータ操作や視覚化をPythonで実現**することに取り組む。

ただし、**Python プログラミングから学ぶ**のが、長期的には最も効果的。

基礎があれば、次のステップに進む際もスムーズに成長できるはず。