

ae-4.機械学習の基礎②

— 教師なし学習編 —

(AI演習) (全15回)

<https://www.kkaneko.jp/ai/ae/index.html>

金子邦彦



人工知能（AI）の学習のための指針



1. **実践重視**： AIツールを実際に使用し、機能に慣れる
2. **エラーを恐れない**： 実行においては、エラーの発生の可能性はある。エラーを恐れず、むしろ学習の一部として捉えるポジティブさが大切。
3. **段階的学習**： 基礎から応用へと段階的に学習を進め、AIの可能性を前向きに捉える



アウトライン

1. イントロダクション
2. 教師無し学習
3. クラスタリング
4. オートエンコーダ
5. 画像生成AIとの関連
6. 学習のパリエーション

Python

- **Python** は多くの
人々に利用されている
プログラミング言語
の1つ
- **読みやすさ, 書きやすさ, 幅広い応用範囲**
が特徴

```
from keras.models import Sequential
: model = Sequential()
.: from keras.layers import Dense, Ac
.:
... model.add(Dense(units=64, input_di
... model.add(Activation('relu'))
... model.add(Dense(units=max(set(y_tr
... model.add(Activation('softmax'))
... model.compile(loss='sparse_categor
... optimizer='sgd',
... metrics=['accuracy'])
... model.fit(x_train, y_train, epochs
... score=model.evaluate(x_test, y_tes
... print(score)
... model.predict(x_test)
... model.summary()
epoch 1/200
3 [=====] - 0s
3200
epoch 2/200
3 [=====] - 0s
3200
epoch 3/200
[=====] - 0s
0
```

Python 言語が広く使用されている理由



文法のシンプルさ

- Python は、直感的で読みやすい文法
- 例えば、`print` で簡単に出力できる、`if` や `else` で条件分岐、`for` や `while` で繰り返し（ループ）

拡張性

- 多岐にわたる分野で利用が可能
- 例えば、関数やクラスを定義するための `def` や `class`、継承やオブジェクトの属性名と値を操作するための `super` や `vars` などがある。

柔軟性

- シンプルなスクリプトも、高度なプログラムも作成可能
- オブジェクト指向の機能を持ち、`__init__` や `self` のようなキーワードを使用してクラスを利用できる。

- Trinket は**オンライン**の Python、HTML 等の**学習サイト**
- ブラウザで動作
- 有料の機能と無料の機能がある
- **自分が作成した Python プログラムを公開し、他の人に実行してもらうことが可能**（そのとき、書き替えて実行も可能）
- **Python の標準機能**を登載、その他、次の外部ライブラリがインストール済み

matplotlib.pyplot, numpy, processing, pygal

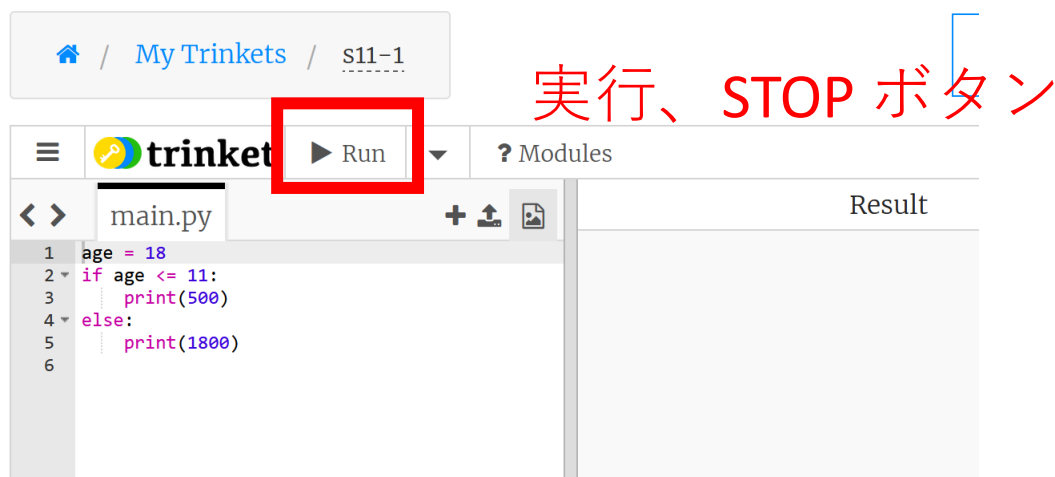


trinket でのプログラム実行

- trinket は Python, HTML などのプログラムを書き実行できるサイト

- <https://trinket.io/python/0fd59392c8>

のように、違うプログラムには違う URL が割り当てられる



ソースコードの
メイン画面

実行結果

- 実行が開始しないときは、「**実行ボタン**」で**実行**
- ソースコードを書き替えて再度実行することも可能

4-1. イントロダクション

機械学習の基本



機械学習は、**コンピュータ**が**データ**を使用して**学習**することにより**知的能力を向上**させる技術

- **情報の抽出**：データからパターンや関係性を自動で見つけ出す能力を持つ
- **知的なタスクの実行**：予測，分類などの知的なタスクを実行



機械学習の3つの特徴



1. **情報の抽出**：データからパターンや関係性を自動で見つけ出す能力を持つ
2. **簡潔さ**：人間が設定していたルール等を，自動生成できる
3. **限界の超越**：従来の方法では困難だった課題も解決できる可能性がある

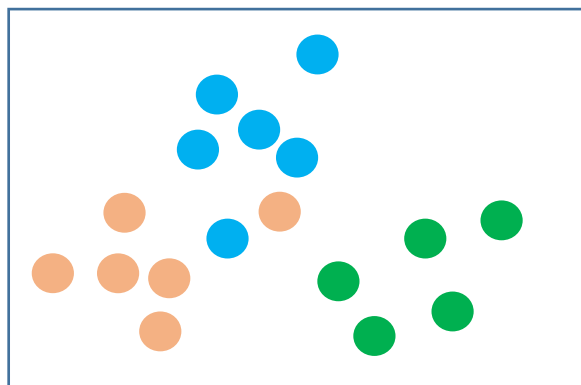
機械学習における訓練データの役割



- 訓練データは、機械学習の学習に使用されるデータである。
- データを用いた学習により、コンピュータは分類や予測などの知的な能力を獲得する。

例：画像分類では分類済みの大量データを使用する。

訓練データ



3種類に分類済み



学習



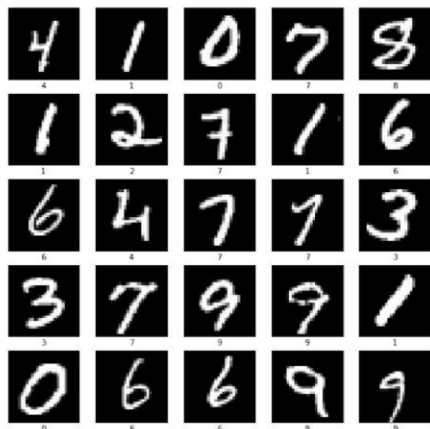
学習者

機械学習の学習プロセス



①データの準備：

目的に応じた訓練データを準備



4 1 0 7 8
1 2 7 1 6
6 4 7 7 3
3 7 9 9 1
0 6 6 9 9

画像 60000枚
(うち一部)

正解 60000個
(うち一部)

②学習の実行：

データを用いてパターンを学習。
モデルを構築

プログラム

```
4) pip install -U scikit-learn matplotlib
import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
from sklearn import datasets
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
import matplotlib.pyplot as plt

# データの取得と前処理
iris = datasets.load_iris()
X = iris.data
y = iris.target

# データの標準化
scaler = StandardScaler()
X = scaler.fit_transform(X)

# 訓練データとテストデータの分割
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=0)

# ネットワークの構築
X_train = torch.tensor(X_train, dtype=torch.float32)
X_test = torch.tensor(X_test, dtype=torch.float32)
y_train = torch.tensor(y_train, dtype=torch.float32)
y_test = torch.tensor(y_test, dtype=torch.float32)

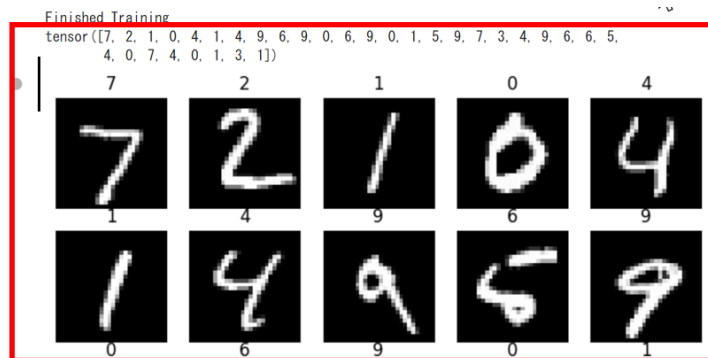
# ニューラルネットワークの構築
class Net(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(Net, self).__init__()
        self.fc1 = nn.Linear(150, 100) # 入力層と隠れ層
        self.fc2 = nn.Linear(100, 10) # 出力層
    def forward(self, x):
        x = torch.relu(self.fc1(x))
        return self.fc2(x)

net = Net()
optimizer = optim.Adam(net.parameters())
```

データを用いて学習を行う。学習の結果、文字認識の能力を獲得。

③タスクの実行：

新しいデータを処理



機械学習まとめ



機械学習の特徴

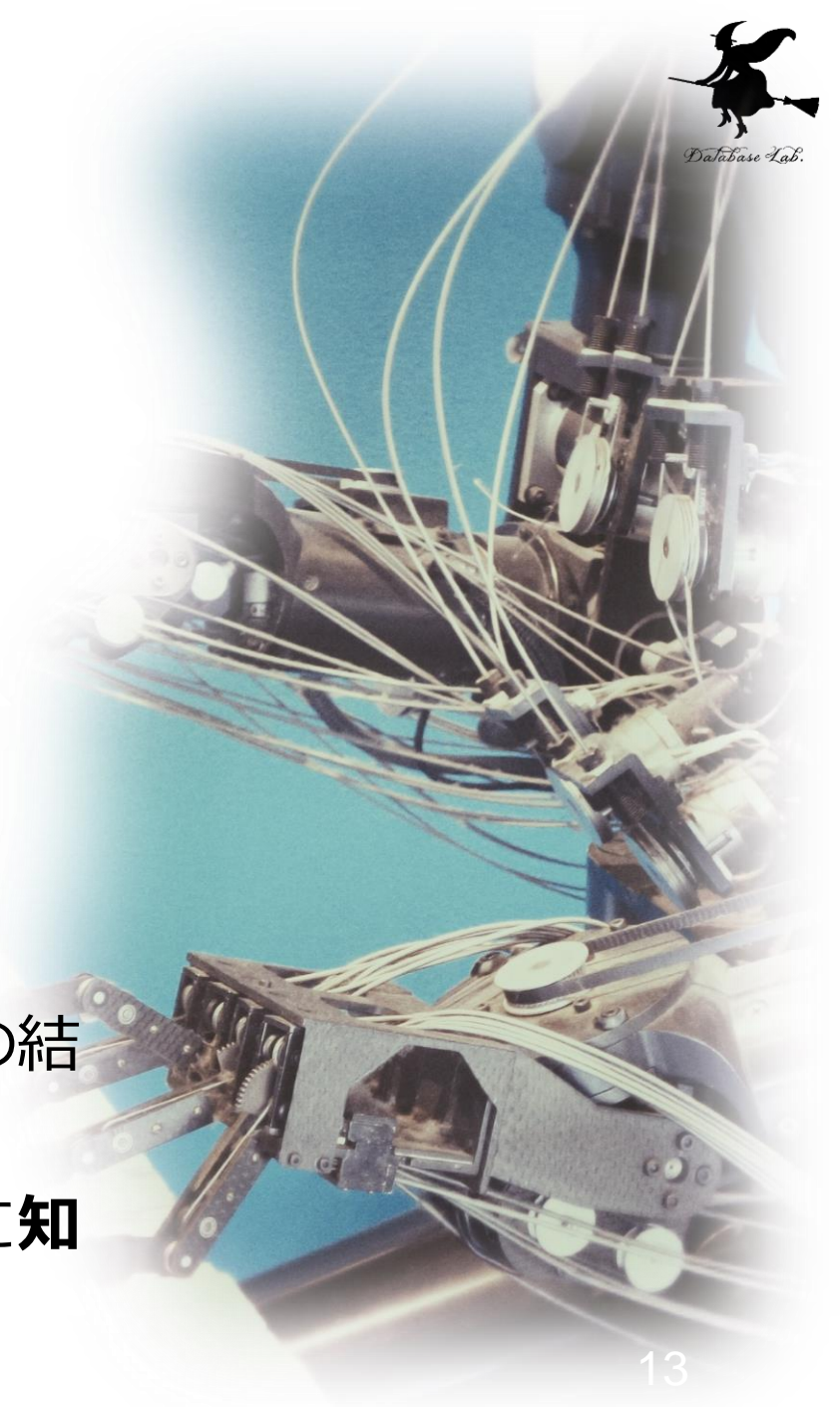
- データを用いて知的能力を向上
- 自動でデータのパターンを抽出
- さまざまなタスクを自動実行

応用事例

画像理解、自然言語処理、予測
など多数

機械学習の定義：

- **訓練データ**を用いて**学習**し、その結果として知的能力が向上
- **訓練データの追加**により、さらに**知的能力が向上**する可能性



- **能力の多様性:**

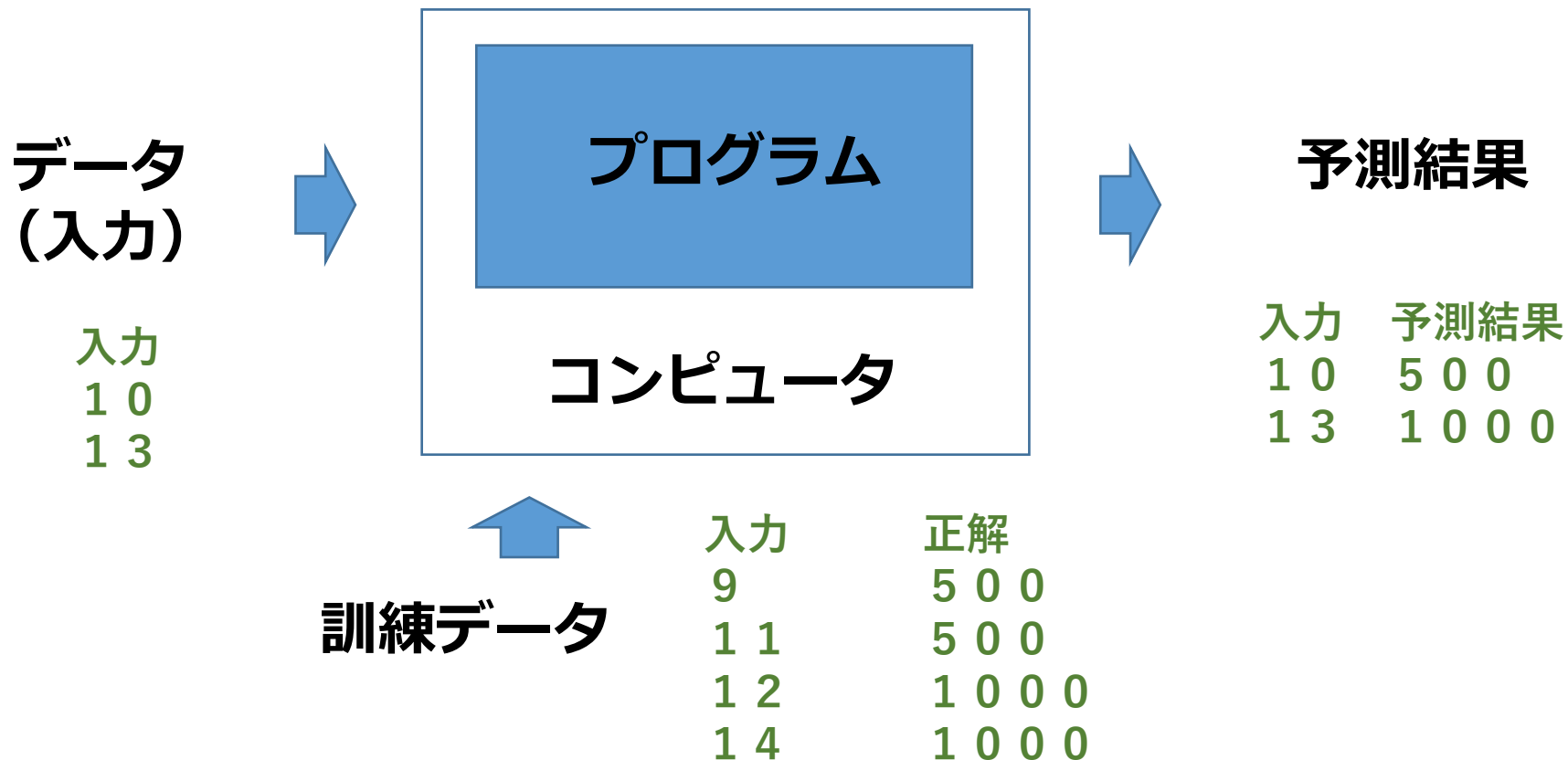
分類、検出、識別、認識（文字認識、画像の認識、音声認識）、予測、合成、翻訳、特徴抽出、ランク付け、情報推薦など、**さまざまな能力を持つ**

- **応用範囲の広さ:**

経済、金融、ロボット、医療、医学研究（遺伝子解析）など、**様々な分野で問題解決に活用**

機械学習は多様な能力を持ち、経済や金融から医療やロボットまで広範な応用が可能

機械学習によるプロセス



- 機械学習では，訓練データから自動的にパターンや関連性を学習する。
- 学習結果のモデルを利用して、新しいデータ（未知のデータ）に対して，タスクが実行される。人手による規則の記述が不要である。

汎化の概念と特徴



- **汎化は、訓練データを基に学習し、未知のデータも適切に処理する能力である。**
- 機械学習の重要な特徴。
- 汎化の結果は必ずしも正解とは限らない。

汎化



訓練データと未知のデータ

訓練データ	
入力	正解
9	5 0 0
1 1	5 0 0
1 2	1 0 0 0
1 4	1 0 0 0

入力	予測結果
7	5 0 0
8	5 0 0
9	5 0 0
1 0	5 0 0
1 1	5 0 0
1 2	1 0 0 0
1 3	1 0 0 0
1 4	1 0 0 0
1 5	1 0 0 0
1 6	1 0 0 0

汎化は、訓練データを基に学習し、未知のデータも適切に処理する能力

まとめ

- **機械学習の基本**：データを用いた学習による知的能力の向上
- **訓練データの重要性**：学習は訓練データに依存する
- **汎化：未知データへの対応**
- **実践的応用**：様々な分野での活用可能性



4-2. 教師なし学習

教師なし学習

- データのパターン, 構造, 隠れた特徴や関係性を見つける
- 教師あり学習と異なる仕組みを持つ.

教師あり学習 : ラベル付きデータを使用

教師なし学習 : ラベルのないデータを使用

- ラベル (正解、目標を表す) なしに学習を行う
- 人間が気づいていない複雑なパターンを発見可能である

例 : 顧客の購買パターン分析、異常検知システム

教師あり学習と教師無し学習の比較

	教師あり学習	教師なし学習
訓練データ	ラベル付きデータ	ラベルなしデータ
用途	予測・分類	パターン発見
特徴	明確な正解がある	正解が不明確

- **教師あり学習**：入力データと正解（ラベル）のペアを使用
例：有害メール分類
- **教師無し学習**：ラベルのないデータのみを使用
例：顧客セグメンテーション

教師なし学習はより柔軟で予想外の洞察を得られる可能性がある

教師なし学習の主要タスク

- **クラスタリング**（似た特徴を持つデータをグループ化）：
 - 例：購買行動に基づく顧客グループ分け
- **異常検知**：
 - 例：クレジットカード不正利用の検出
- **推薦システム**：
 - 例：映画配信サービスの映画推薦
- **次元削減、データ圧縮**：
 - 例：高解像度画像の圧縮

教師なし学習のまとめ

• 教師なし学習の特徴

- ラベルのないデータからパターンや構造を発見する
- 人間が気づいていない複雑な関係性を見出す可能性がある

• 教師あり学習との本質的な違い

- 教師あり：ラベル付きデータで予測・分類
- 教師なし：ラベルなしデータでパターン発見

• 主要な応用分野

- クラスタリング
- 異常検知
- 推薦システム
- データ圧縮



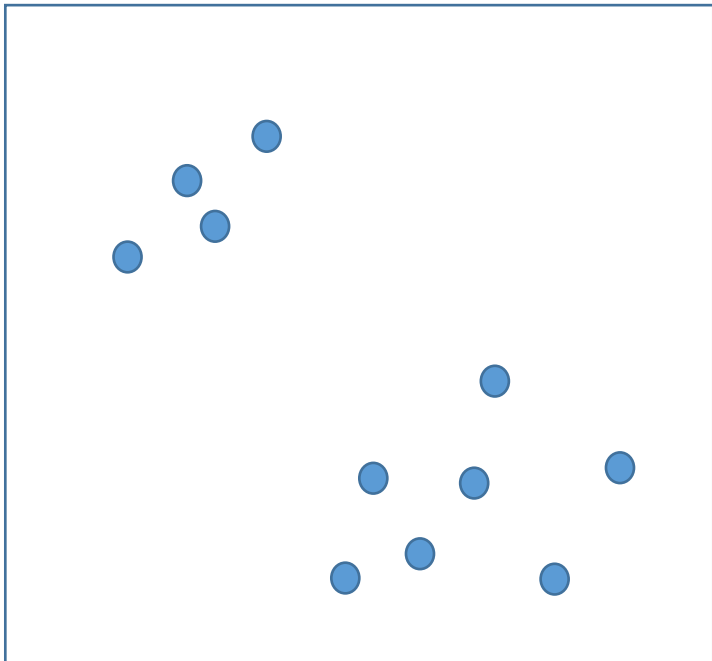
4-3. クラスタリング

クラスタリングの基本概念

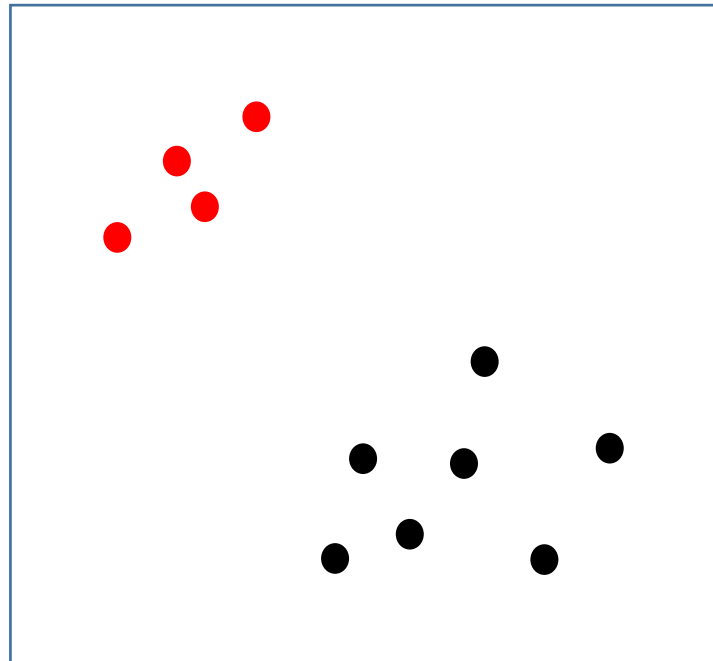
- クラスタ内のデータポイントは互いに近い
- 異なるクラスタのデータポイントは離れている
- クラスタの個数はさまざま (2, 3, 4, 5, ...) に設定可能

クラスタリングは教師なし学習の一種である

データ



2つのクラスタ



クラスタリングの基礎

- データポイントをグループ（クラスタ）に分類
- 似たデータポイントを同じクラスタに
- 異なるデータポイントを別のクラスタに
- データの自然な構造を理解するのに役立つ
 - 例：顧客データ分析
 - 例：マーケティング戦略立案
 - 例：Eコマースサイトでの商品カテゴリー自動分類



演習 1. データの散布図

ページ 23 ~ 26

- モール顧客データを**散布図**にする
 - 1つめ**：年齢と年間収入の**関係**
 - 2つめ**：年間収入と支出スコアの**関係**
- Matplotlib ライブラリを使用
- **全体の分布**を一目で把握できる

モール顧客データ (Mall Customers Data)

AI 学習に適する架空のデータセット 200 名分

データ内容

- 顧客ID
- 年齢
- 性別
- 年間収入
- 支出スコア (行動基準)

支出スコア (行動基準)

- 0 から 100 の値
- 各人の支出しやすさを示す

主なタスク

- クラスタリング実践
- 顧客の状況の把握

応用分野

- マーケティング戦略立案
- 顧客行動分析
- 市場分析

主な利用者

- データサイエンス・マーケティング分析の学習者

支出スコア

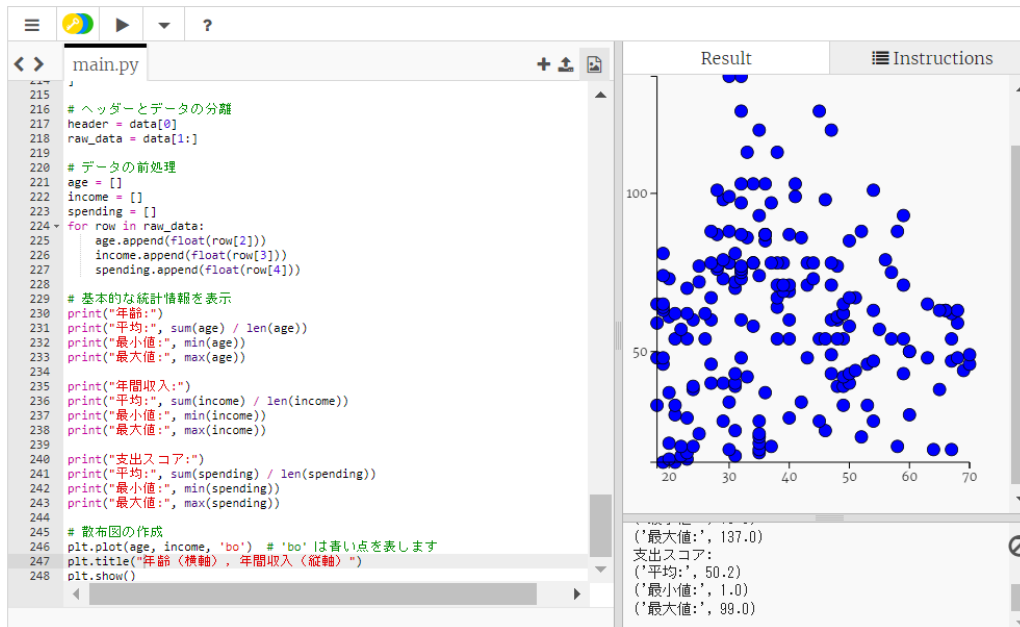
- 支出スコアの段階
 - **低いスコア（例：1-20）**：消費が少ない
 - **中程度のスコア（例：40-60）**：平均的な消費をする
 - **高いスコア（例：80-100）**：消費が多い
- 支出スコアを算出する手段
 - **購買頻度, 購買金額, 購入商品の種類, ポイントプレゼント等への参加度, 特別セール等の行事への反応度**
- データ分析における意義
 - **行動予測**：将来の行動を予測。他のデータ（年間収入など）と組み合わせてより高い精度を狙う
 - **マーケティング戦略**：高スコアの顧客向けの特別オファー、低スコアの顧客のキャンペーンなど

年齢と年間収入

① trinket の次のページを開く

<https://trinket.io/python/1445696bc0eo>

② 実行結果が、次のように表示されることを確認



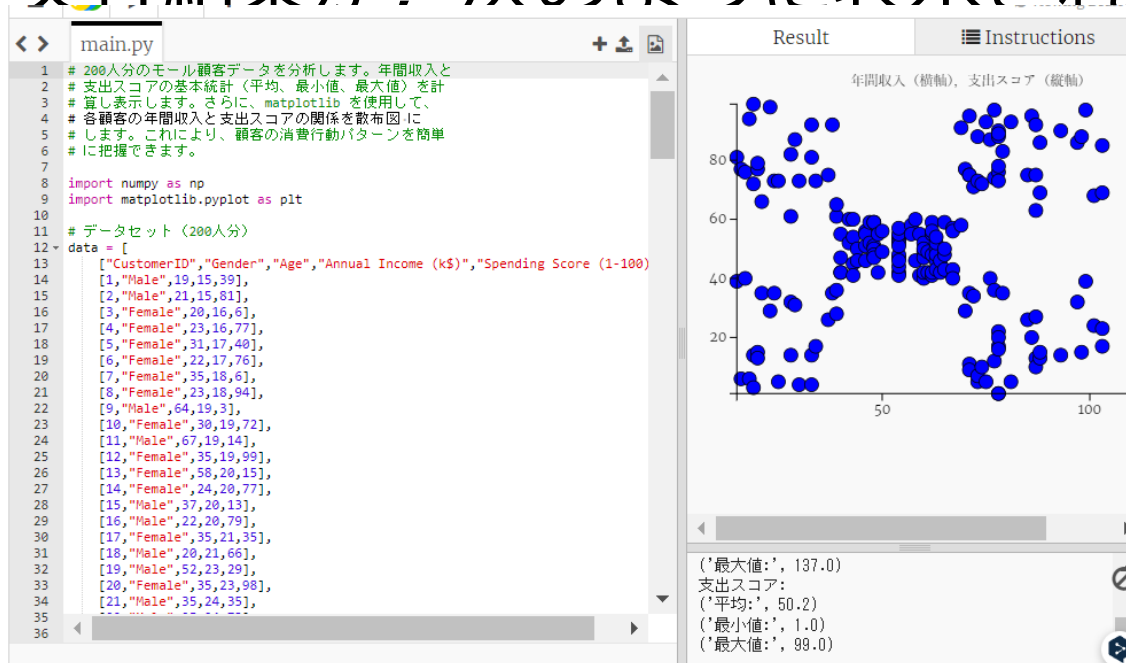
- 実行が開始しないときは、「**実行ボタン**」で**実行**
- ソースコードを書き替えて再度実行することも可能

年間収入と支出スコア

③ trinket の次のページを開く

<https://trinket.io/python/afe76032829d>

④ 実行結果が、次のように表示されることを確認



- 実行が開始しないときは、「**実行ボタン**」で**実行**
- ソースコードを書き替えて再度実行することも可能



演習 2. クラスタリング

ページ 30 ~ 33

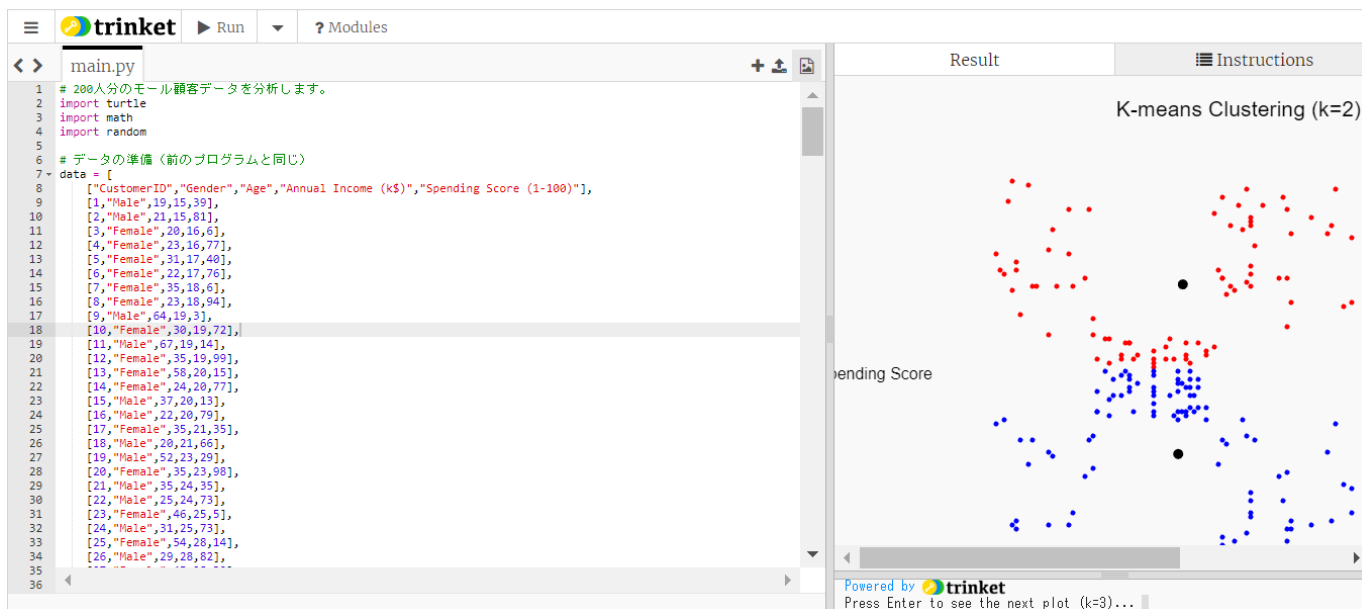
- モール顧客データの年間収入と支出スコアに対して、**クラスタリングを行う**
- **クラスタ数を 2, 3, 4, 5, 6 と変化させて観察しよう!**
- さらに学びたい人は、自主的に演習 3 へ

クラスタリング

① trinket の次のページを開く

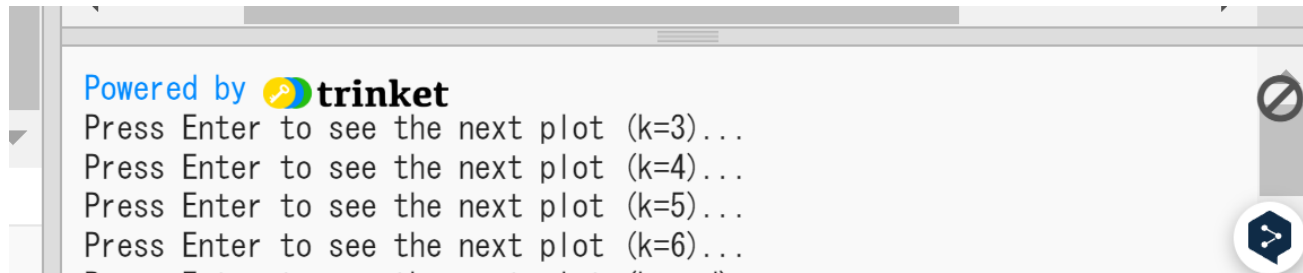
<https://trinket.io/python/93ab2fb15488>

② 実行結果が、次のように表示されることを確認



- 実行が開始しないときは、「**実行ボタン**」で**実行**
- ソースコードを書き替えて再度**実行**することも可能

③ 右下をクリック. Enter キー



④ クラスタ数が3に増えるので確認

その後, ③の操作と確認を繰り返す



演習3. クラスタリングを ビジュアルに学べる学習サ イト

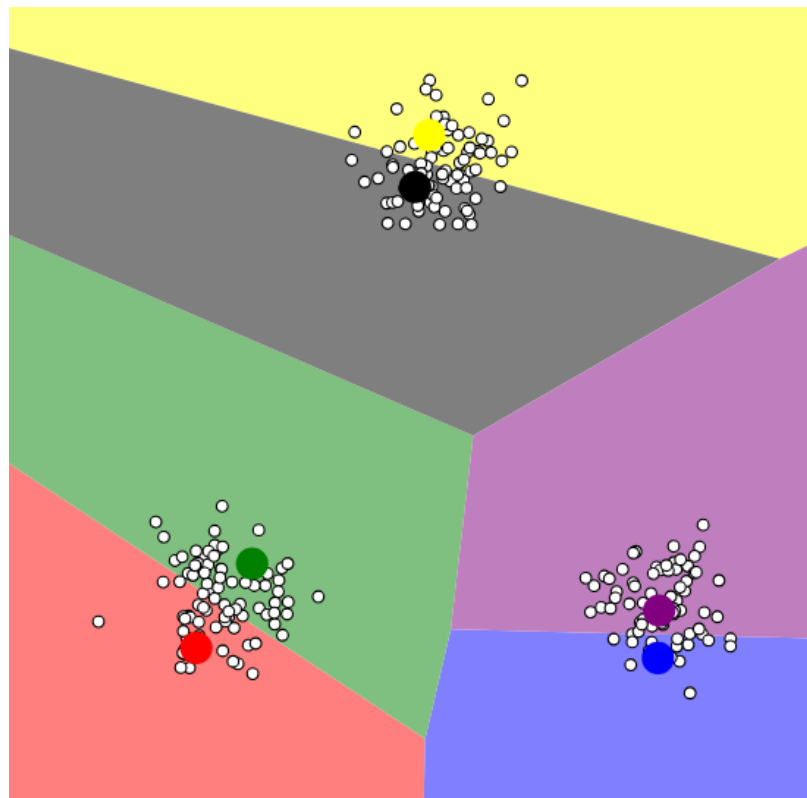
ページ34~35

クラスタリング学習サイトの活用

- サイトにアクセス:

<https://www.naftaliharris.com/blog/visualizing-k-means-clustering/>

- **データセット**: 「Randomly」を選択
- **分布タイプ**: 好みのものを選択 (例: Gaussian Mixture)
- 「Add Centroid」をクリックし、**結果を確認**。収束を観察しながら繰り返す
- **やり直す**場合は「Restart」をクリック



クラスタリングで用いた K-means 法

- 主なクラスタリング法

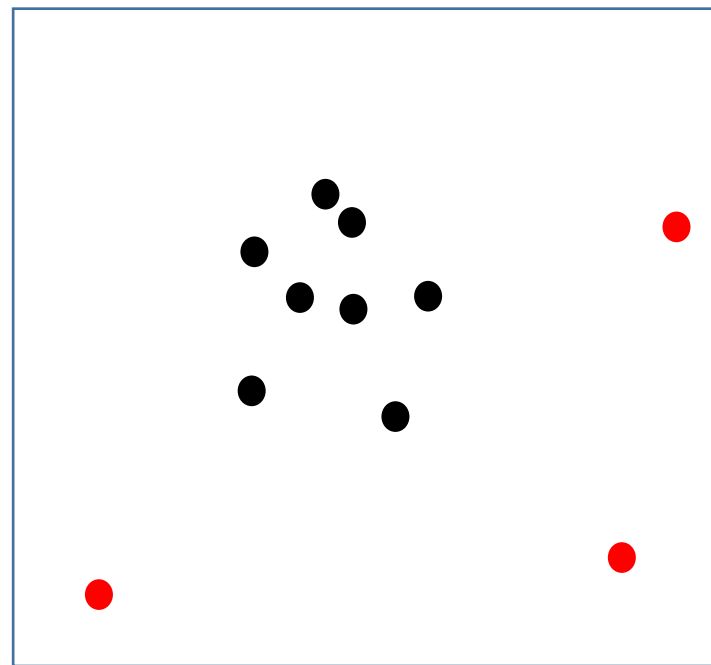
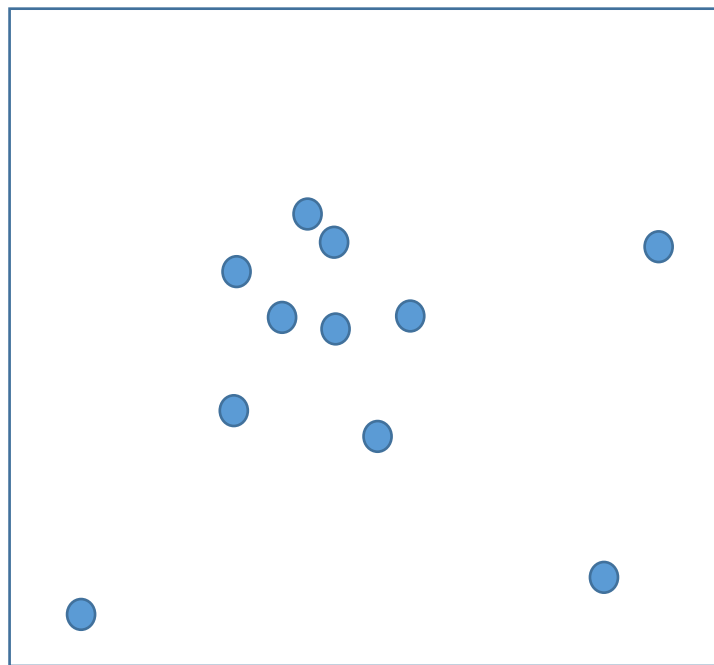
K-means（中心ベース）、階層的クラスタリング、DBSCAN（密度ベース）など

- K-mean 法では、**中心点をランダムに初期化し、その後、各データポイントを、最も近い中心点に割り当て**

クラスタリングの異常検知への応用

正常なデータと異常なデータを区別（ここでは、中心に集まっているものが正常としている）

訓練データ



ここまでのまとめ

• クラスタリングの基本

- 教師なし学習の一種である.
- データポイントを似たグループ（クラスタ）に分類する手法.
- クラスタ内のデータは互いに近く、異なるクラスタのデータは離れている.

• クラスタリングの応用

顧客データ分析, マーケティング戦略立案, Eコマースサイトでの商品カテゴリー自動分類

• K-means法の基本:

- クラスタ数を指定して実行する
- ランダムにクラスタ中心点を決め、データポイントを分類していく

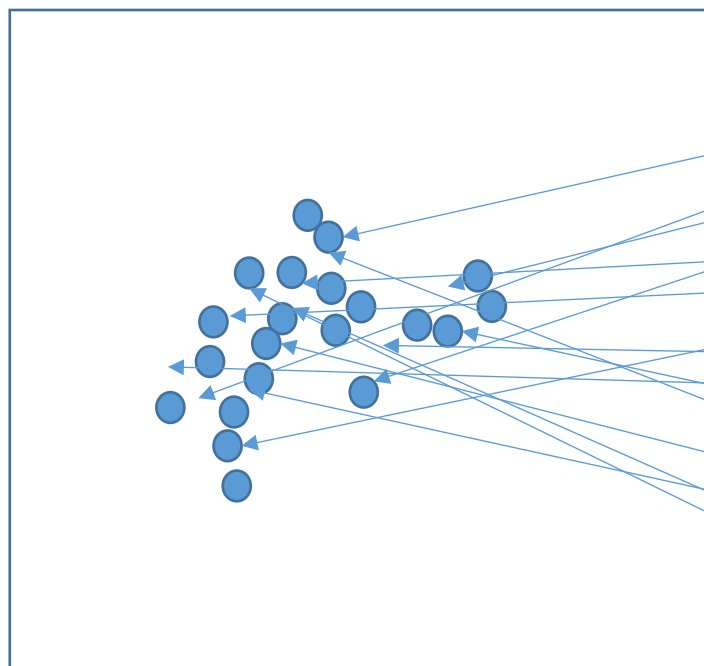
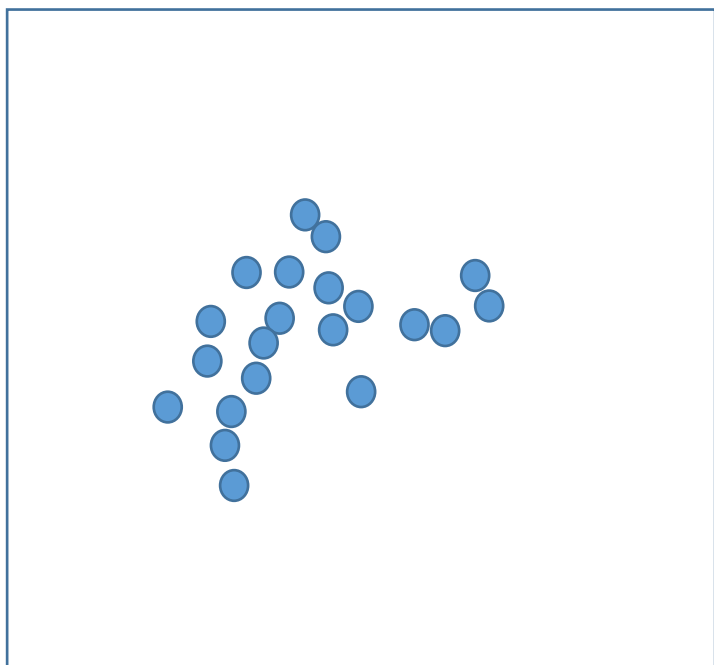
4-4. オートエンコーダ

オートエンコーダ

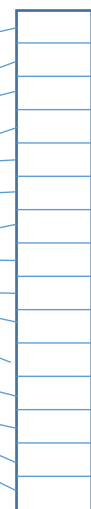
- 元のデータを圧縮し，再構成する。
- そのとき，元のデータの最も重要な特徴を自動的に学習し，元のデータの「エンコード表現」を得る。

オートエンコーダは教師なし学習の一種

元のデータ



エンコード表現



オートエンコーダの応用例



画像復元



写真からの顔の3次元化

オートエンコーダの主な応用分野



- **ノイズ除去**

(例：古い写真や音声録音のクリーニング)

- **異常検知**

(例：製造ラインでの不良品検出、正常データとの再構成誤差を利用)

- **情報検索** (例：圧縮された特徴を使って類似性を計算)

- **画像生成** (例：顔画像生成)

オートエンコーダの圧縮と再構成



元のデータ
8 個の数値

1 0 1 0 1 0 1 0

エンコード表現
元のデータを**圧縮**

0.993 0.838 0.995



再構成データ
8 個の数値を再構成可
能 (完ぺきではない)

0.104 0.997 0.999,
0.968 0.997 0.945,
0.975 0.000

オートエンコーダの圧縮と再構成



1. データの圧縮と再構成

- 入力: [1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0]
- 再構成: [0.998, 0.028, 0.979, 0.016, 0.985, 0.017, 0.975, 0.004]
- 高精度な再現: 1 → 0.9以上, 0 → 0.03未満

2. エンコード表現によるサイズ削減

- 元データは8つの数値 → エンコード表現は3つの数値
- エンコード例: [1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0] → [0.993, 0.838, 0.995]
- 本質的特徴を保持しつつデータ圧縮

オートエンコーダによるノイズ除去

ノイズ付きのデータ

8個の数値

1 1 0 0 1 0 0 0

いくつかの数値が変化（ノイズ）

再構成の結果

- ・ノイズが除去され元データに近づくことが期待できる。
- ・学習に使用するデータ量を増やすことで、精度向上が期待できる

エンコード表現

ノイズ付きのデータを
圧縮し，再構成する

再構成データ

8個の数値

0.104 0.997 0.999

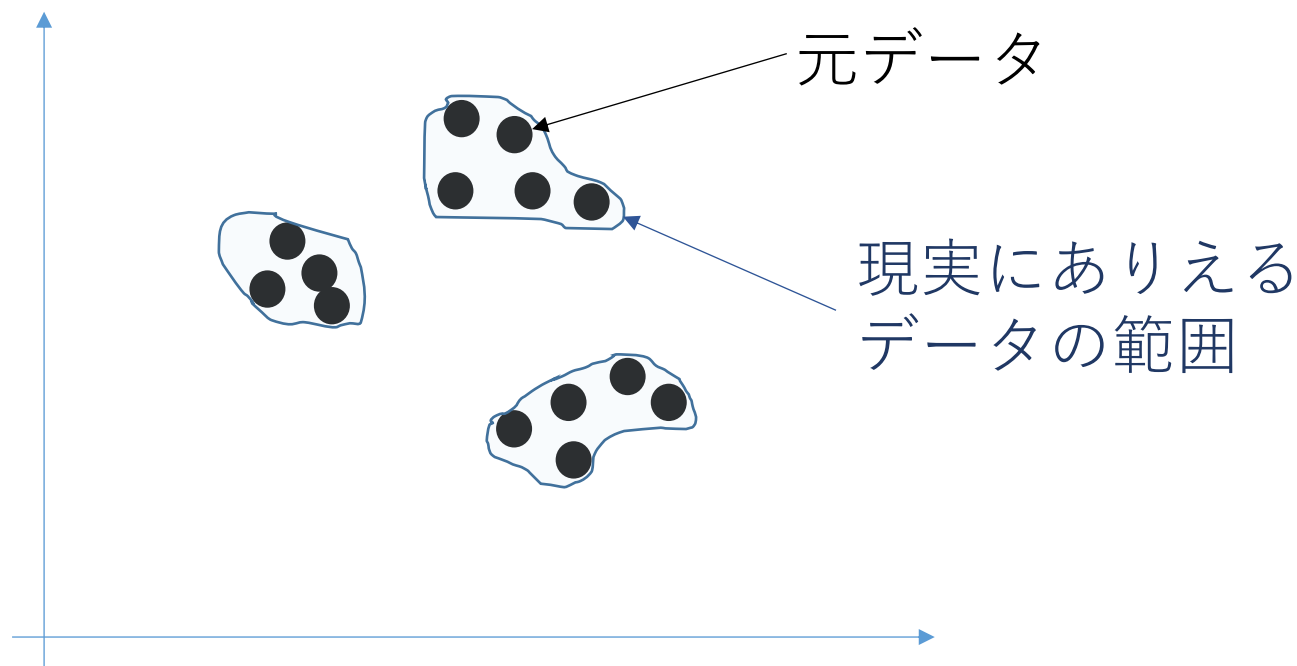
0.968 0.997 0.945

0.975 0.000

オートエンコーダによるデータ生成



オートエンコーダの結果として、再構成（エンコード表現からの元データの再構成）ができることから、「現実
にあり得るデータを生成できる能力を獲得」と考えるこ
ともできる



ランダムな数を 3つ入力



再構成データとして,

8個の数値

0.964 0.983 0.902 0.914 0.154

0.137 0.040 0.016



演習 3. オートエンコーダ

ページ 51 ~ 53

演習の目的

次の主要概念を理解

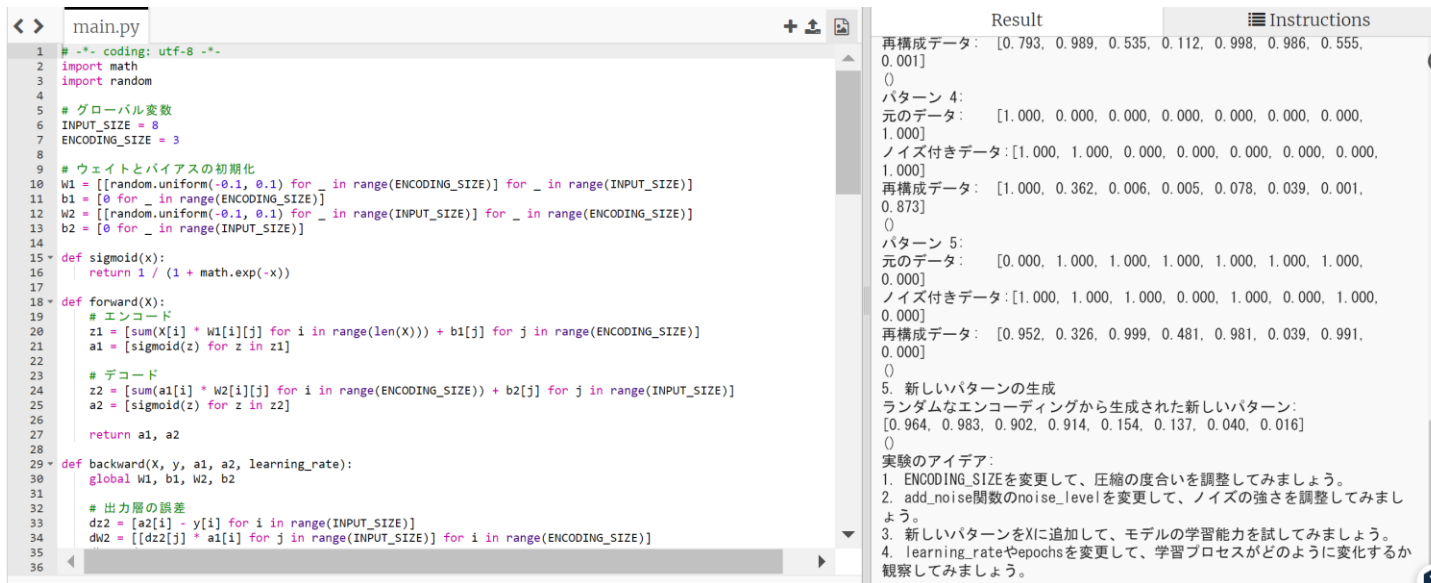
- 元のデータ
- 再構成データ
- エンコード表現
- ノイズ付きデータ
- データ生成（ランダムエンコーディングから生成された新しいパターン）

オートエンコーダ

① trinket の次のページを開く

<https://trinket.io/python/23a86bc86ce8>

② 実行結果が、次のように表示されることを確認



The screenshot shows a Python code editor with the following code:

```
1 #-*- coding: utf-8 -*-
2 import math
3 import random
4
5 # グローバル変数
6 INPUT_SIZE = 8
7 ENCODING_SIZE = 3
8
9 # ウェイトとバイアスの初期化
10 W1 = [[random.uniform(-0.1, 0.1) for _ in range(ENCODING_SIZE)] for _ in range(INPUT_SIZE)]
11 b1 = [0 for _ in range(ENCODING_SIZE)]
12 W2 = [[random.uniform(-0.1, 0.1) for _ in range(INPUT_SIZE)] for _ in range(ENCODING_SIZE)]
13 b2 = [0 for _ in range(INPUT_SIZE)]
14
15 def sigmoid(x):
16     return 1 / (1 + math.exp(-x))
17
18 def forward(X):
19     # エンコード
20     z1 = [sum(X[i] * W1[i][j] for i in range(len(X))) + b1[j] for j in range(ENCODING_SIZE)]
21     a1 = [sigmoid(z) for z in z1]
22
23     # デコード
24     z2 = [sum(a1[i] * W2[i][j] for i in range(ENCODING_SIZE)) + b2[j] for j in range(INPUT_SIZE)]
25     a2 = [sigmoid(z) for z in z2]
26
27     return a1, a2
28
29 def backward(X, y, a1, a2, learning_rate):
30     global W1, b1, W2, b2
31
32     # 出力層の誤差
33     dz2 = [a2[i] - y[i] for i in range(INPUT_SIZE)]
34     dw2 = [[dz2[j] * a1[i] for j in range(INPUT_SIZE)] for i in range(ENCODING_SIZE)]
35
36
```

The execution results are displayed on the right side of the editor:

```
Result
再構成データ: [0.793, 0.989, 0.535, 0.112, 0.998, 0.986, 0.555, 0.001]
0
パターン 4:
元のデータ: [1.000, 0.000, 0.000, 0.000, 0.000, 0.000, 0.000, 1.000]
ノイズ付きデータ:[1.000, 1.000, 0.000, 0.000, 0.000, 0.000, 0.000, 1.000]
再構成データ: [1.000, 0.362, 0.006, 0.005, 0.078, 0.039, 0.001, 0.873]
0
パターン 5:
元のデータ: [0.000, 1.000, 1.000, 1.000, 1.000, 1.000, 1.000, 0.000]
ノイズ付きデータ:[1.000, 1.000, 1.000, 0.000, 1.000, 0.000, 1.000, 0.000]
再構成データ: [0.952, 0.326, 0.999, 0.481, 0.981, 0.039, 0.991, 0.000]
0
5. 新しいパターンの生成
ランダムなエンコーディングから生成された新しいパターン:
[0.964, 0.983, 0.902, 0.914, 0.154, 0.137, 0.040, 0.016]
0
実験のアイデア:
1. ENCODING_SIZEを変更して、圧縮の度合いを調整してみましょう。
2. add_noise関数のnoise_levelを変更して、ノイズの強さを調整してみましょう。
3. 新しいパターンをXに追加して、モデルの学習能力を試してみましょう。
4. learning_rateやepochsを変更して、学習プロセスがどのように変化するか観察してみましょう。
```

- 実行が開始しないときは、「**実行ボタン**」で**実行**
- ソースコードを書き替えて再度実行することも可能

オートエンコーダの種類



- **通常**のオートエンコーダー：基本的な構造、入力の再構成に焦点
- 変分オートエンコーダー (VAE)“潜在変数に確率分布を導入し、より柔軟なモデルを実現
- 積層オートエンコーダー：複数の層を重ねて、より複雑な特徴を学習
- 畳み込みオートエンコーダー：画像データに適した構造

- **オートエンコーダの基本**

- データ圧縮と再構成: **データの重要な特徴を保持し, 効率的に再構成.**
- **教師なし学習の一種: ラベルなしで特徴抽出を行う.**

- **オートエンコーダの機能**

- **ノイズ除去:** データからノイズを削減し, 元のパターンに近づける.
- **データ生成:** ランダムな潜在表現から新しいデータを作成可能.

- **応用例:** ノイズ除去, 異常検知, 情報検索, 画像生成.

- **オートエンコーダの種類:** 通常型, 変分(VAE), 積層型, 畳み込み型.

4-5. 画像生成AIとの関連

教師なし学習の発展形であり、以下の特徴を持つ

- 複雑なパターンの学習と生成
- 変分オートエンコーダー (VAE), GANs (敵対的生成ネットワーク：生成器と識別器が競争しながら学習) を使用
- 創造的なAI応用の基盤技術
- 応用例：
 - アート：スタイル変換、新しい芸術作品の創造
 - ファッション：新しいデザインの生成
 - 製薬：新薬候補分子の設計

教師なし学習のまとめ

教師なし学習の基本

- 学習にラベルのないデータを使用

主なタスク

- クラスタリング：似た特徴を持つデータをグループ化
- オートエンコード（自己符号化）
- 学生生成AIに発展

4-5. 学習のバリエーション

自己学習のニュース

- **自己学習**は、AIが**自己対戦**や**他のAIとの対戦**を繰り返すことで、**その結果から学習を行う**機械学習の手法



AlphaZero のニュース

人工知能は、4時間の学習により、それまでの最強のチェスのコンピュータプログラムに勝利 (2017年)

<https://www.theguardian.com/technology/2017/dec/07/alphazero-google-deepmind-ai-beats-champion-program-teaching-itself-to-play-four-hours> より

自己学習のニュース

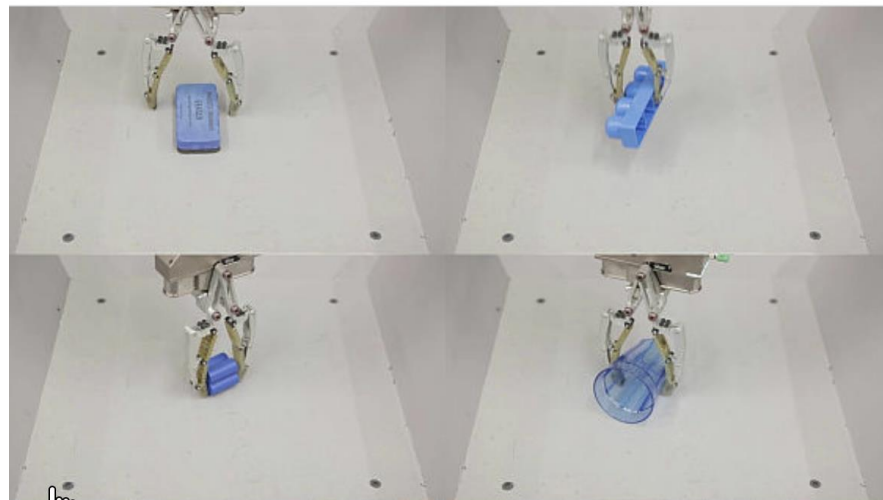


OpenAIのニュース：

人工知能は、数ヶ月の学習により、オンラインゲーム Dota 2 で、人間のゲームチャンピオンに勝利。人工知能のプレイスタイルは、今後のゲームプレイの参考になるという見解もある（2018年）。

自己学習のニュース

人工知能がロボットを動かすことを多数繰り返し，学習を行う。（自力で上達する）



Google による，ロボットを用いた自己学習のニュース
カメラ等を活用．ロボットハンドを動かして，物体を把持．
ロボットハンドの動かし方，つかむ強さを自己学習し，さまざま
な種類・大きさ・形状・素材に応じた把持を学習．（2016年）

強化学習

複数の行動から
1つを選択



成功



失敗



失敗

行動は複数

成功は報酬大、
失敗は報酬小として
学習を行う

強化学習

強化学習は、フィードバック（報酬やペナルティ）に基づく学習。

使用するデータ

環境との相互作用を通じてデータを収集。

強化学習の主なメリット

- 長期的最適化：即時の報酬だけでなく、長期的なフィードバックをもとに学習
- 動的環境対応：環境の変化に適応する

強化学習の用途

ゲーム、ロボット、対話AIなどさまざま

学習のバリエーションのまとめ

- **自己学習**：AIが対戦を通じて追加データなしで学習（例：AlphaZero、OpenAI）
- **ロボティクスでの自己学習**：物体把持など複雑なタスクを学習
- **強化学習**：フィードバックに基づく学習，長期的最適化，動的環境対応
- **AI技術の急速な進歩**：人間の能力を超える事例が増加