

+ コード + テキスト

RAM ディスク

主成分分析

```
[1] 1 #%matplotlib inlineは、バックエンドをアウトプット行出力用に設定するという意味
2 %matplotlib inline
3 import numpy as np
4 import matplotlib.pyplot as plt
```

訓練データ生成

```
[2] 1 n_sample = 100
2
3 def gen_data(n_sample):
4     mean = [0, 0]
5     cov = [[2, 0.7], [0.7, 1]] #共分散？
6     #np.random.multivariate_normal:多変量正規分布からランダムなサンプルを抽出
7     #引数:平均値、共分散、サンプル数
8     return np.random.multivariate_normal(mean, cov, n_sample)
9
10 def plt_data(X):
11     plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1])
12     plt.xlim(-5, 5)
13     plt.ylim(-5, 5)
```

```
[3] 1 X = gen_data(n_sample)
2 plt_data(X)
```

学習

訓練データ $X = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]^T$ に対して $\mathbb{E}[\mathbf{x}] = \mathbf{0}$ となるように変換する。

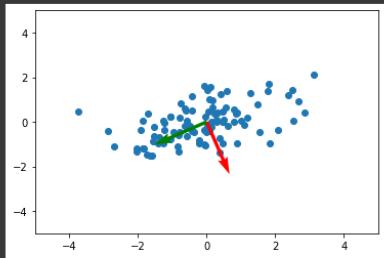
すると、不偏共分散行列は $Var[\mathbf{x}] = \frac{1}{n-1} X^T X$ と書ける。

$Var[\mathbf{x}]$ を固有値分解し、固有値の大きい順に対応する固有ベクトルを第1主成分(\mathbf{w}_1)、第2主成分(\mathbf{w}_2)、...とよぶ。

```
[4] 1 n_components=2
2
3 def get_moments(X):
4     mean = X.mean(axis=0)
5     stan_cov = np.dot((X - mean).T, X - mean) / (len(X) - 1)
6     return mean, stan_cov
7
8 def get_components(eigenvalues, n_components):
9
10 def plt_result(X, first, second):
11     plt.scatter(X[:, 0], X[:, 1])
12     plt.xlim(-5, 5)
13     plt.ylim(-5, 5)
14     # 第1主成分
15     #matplotlib.pyplot.quiver()はベクトル場を可視化する。
16     #X, Yはベクトルの開始点。U, Vはベクトルの成分
17     plt.quiver(0, 0, first[0], first[1], width=0.01, scale=6, color='red')
18     # 第2主成分
19     plt.quiver(0, 0, second[0], second[1], width=0.01, scale=6, color='green')
```

```
[5] 1 #分散共分散行列を標準化
2 mean, stan_cov = get_moments(X)
3 #固有値と固有ベクトルを計算
4 #np.linalg.eigh():複素エルミート(共役対称)または実対称行列の固有値と固有ベクトルを返します。
5 eigenvalues, eigenvectors = np.linalg.eigh(stan_cov)
6
7 # print(eigenvalues)
8 # print(eigenvectors)
9 components = get_components(eigenvalues, n_components)
10
```

```
[6] plt_result(X, eigenvectors[0, :], eigenvectors[1, :])
```



▼ 変換（射影）

元のデータを m 次元に変換(射影)するときは行列 W を $W = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_m]$ とし、データ点 \mathbf{x} を $\mathbf{z} = W^T \mathbf{x}$ によって変換(射影)する。

よって、データ X に対しては $Z = X^T W$ によって変換する。

```
[6] 1 def transform_by_pca(X, pca):
2     mean = X.mean(axis=0)
3     return np.dot(X-mean, components)
```



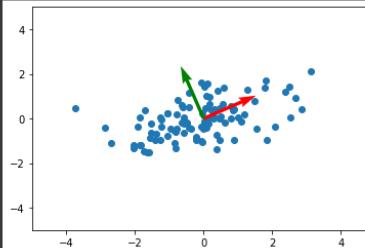
```
[7] 1 Z = transform_by_pca(X, components.T)
2 plt.xlim(-5, 5)
3 plt.ylim(-5, 5)
```



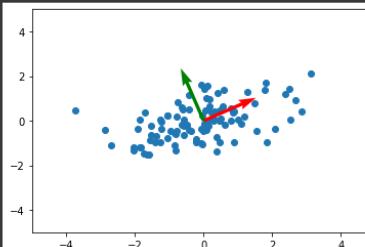
✓ 0秒 完了時間: 21:43

```
+ コード + テキスト
[12]: 1 print(pca.components_[0, :])
2 print(pca.components_[1, :])
3 plt_result(X, pca.components_[0, :], pca.components_[1, :])

[0.91619077  0.40074241]
[-0.40074241  0.91619077]

□

[13]: 1 from sklearn.decomposition import PCA
2 pca = PCA(n_components=2)
3 pca.fit(X)
4
5 plt_result(X, pca.components_[0, :], pca.components_[1, :])
6
7 print('コンポーネント: {}'.format(pca.components_))
8 print('平均: {}'.format(pca.mean_))
9 print('共分散: {}'.format(pca.get_covariance()))
10

コンポーネント: [[0.91619077  0.40074241]
 [-0.40074241  0.91619077]]
平均: [-0.19306501 -0.04539985]
共分散: [[1.66343942  0.52988826]
 [0.52988926  0.88379965]]
```



0 秒 完了時間: 21:43