

Lab Seminar: 2022, 07, 12

Linear Algebra and Probability & Statistics with Python Codes

Data Science from Scratch 2nd – Chapter 4, 5, 6



ChanKi Kim

School of Computer Science/Department of AI Convergence Engineering Gyeongsang National University (GNU)



Contents

- Additional Explanation of Last Seminar
- Introduction
- Linear Algebra
- Probability
- Statistics
- Conclusion & Realization

- Python Encapsulation
 - 객체의 Data fields(속성)와 Methods(행위)를 하나로 묶음
 - 실제 구현 내용의 일부 은닉 가능

Python Encapsulation

```
class Chan Encapsulation :
    def __init__(self, capsule1, capsule2, capsule3) :
       self.__capsule1 = capsule1
       self. capsule2 = capsule2
       self.__capsule3 = capsule3
    def open_capsule1(self) :
       return self, capsule1
    def __open_capsule2(self) :
       return self. capsule2
real_capsule = Chan_Encapsulation('캡슐1', '캡슐2', '캡슐3')
print(real_capsule.open_capsule1())
print(help(Chan_Encapsulation))
print(real capsule, open capsule2())
```



Python Encapsulation

```
캡슐1
Help on class Chan Encapsulation in module __main__:
class Chan_Encapsulation(builtins.object)
    Chan_Encapsulation(capsule1, capsule2, capsule3)
    Methods defined here:
    __init__(self, capsule1, capsule2, capsule3)
        Initialize self. See help(type(self)) for accurate signature.
    open_capsule1(self)
    Data descriptors defined here:
    __dict__
        dictionary for instance variables (if defined)
    weakref
        list of weak references to the object (if defined)
```

None



Python Encapsulation



Introduction 7

- Why should we learn Linear Algebra?
 - Machine Learning은 숫자를 이용해 복잡한 계산을 수행하는 것
 - 최소한의 코드로 규모가 큰 계산을 쉽게 PC에 지시 가능

$$k = ax_1 + bx_2 + c$$

$$\begin{cases} k_1 = ax_1 + bx_2 + c_1 \\ k_2 = ay_1 + by_2 + c_2 \\ k_3 = az_1 + bz_2 + c_3 \\ k_4 = ap_1 + bp_2 + c_4 \\ k_5 = aq_1 + bq_2 + c_5 \end{cases}$$

Introduction

Why should we learn Linear Algebra?

$$k = egin{bmatrix} k_1 \ k_2 \ k_3 \ k_4 \ k_5 \end{bmatrix} \qquad A = egin{bmatrix} x_1 \, x_2 \, c_1 \ y_1 \, y_2 \, c_2 \ z_1 \, z_2 \, c_3 \ p_1 \, p_2 \, c_4 \ q_1 \, q_2 \, c_5 \end{bmatrix} \qquad B = egin{bmatrix} a \ b \ 1 \end{bmatrix}$$

$$k = AB$$

Introduction

- Why should we learn Probability & Statistics?
- Machine Learning의 궁극적인 목표는 예측을 수행하는 것
- 규모가 큰 데이터들을 확률과 통계를 활용하여 과거부터 축적되어온 데이터를 확률과 통계를 이용하여 분석하고 예측 가능
 - 대표적인 사례 : 구글에서 개발한 "사망 예측 시스템"

- Vector Cross Product
 - 외적 : 두 벡터에 동시에 수직인 벡터를 구하는 방법
 - 내적 결과값 : 스칼라 vs 외적 결과값 : 벡터

$$x = (x_1, x_2, x_3)$$

 $y = (y_1, y_2, y_3)$

$$x imes y = \left(\left| egin{array}{c} x_2 \ y_2 \ y_3 \end{array} \right|, \left| egin{array}{c} x_1 \ x_3 \ y_1 \ y_3 \end{array} \right|, \left| egin{array}{c} x_1 \ x_2 \ y_1 \ y_2 \end{array} \right|
ight)$$

Vector – Cross Product

numpy.cross

numpy.cross(a, b, axisa=- 1, axisb=- 1, axisc=- 1, axis=None)

Return the cross product of two (arrays of) vectors.

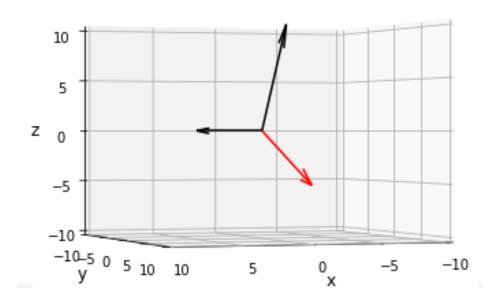
Vector – Cross Product

```
import numby as no
import matplotlib.pyplot as plt
fig = plt.figure(figsize=(6.6))
ax = fig.add subplot(1, 1, 1, projection='3d')
ax.set_xlabel("x", size = 12)
ax.set_ylabel("y", size = 12)
ax.set zlabel("z", size = 12)
ax.set_xlim([-10.0, 10.0])
ax.set_ylim([-10.0, 10.0])
ax.set zlim([-10.0, 10.0])
ax.set xticks([-10.0, -5.0, 0.0, 5.0, 10.0])
ax.set vticks([-10.0, -5.0, 0.0, 5.0, 10.0])
ax.set_zticks([-10.0, -5.0, 0.0, 5.0, 10.0])
start_point = np.arrav([0, 0, 0])
```

Vector – Cross Product

```
a = np.array([0, 5, 10])
b = np.array([5, 0, 0])
c = np.cross(a, b)
ax.quiver(0, 0, 0, a[0], a[1], a[2], color='black', arrow_length_ratio=0.2)
ax.quiver(0, 0, 0, b[0], b[1], b[2], color='black', arrow_length_ratio=0.2)
ax.quiver(0, 0, 0, c[0]/5, c[1]/5, c[2]/5, color='red', arrow_length_ratio=0.2)
ax.view init(elev=0. azim=70)
ax.set_axisbelow(True)
print(c)
print(c/5)
plt.show()
```

Vector – Cross Product



- Matrix
 - 연립 일차방정식 3x+4y=0, x+3y=0의 해를 구해보세요!

$$\begin{cases}
3x + 4y = 0 \\
x + 3y = 0
\end{cases}$$

$$\begin{bmatrix} 3 & 4 \\ 1 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Matrix – Solution without Matrix

$$\begin{cases} 3x + 4y = 0 \\ x + 3y = 0 \end{cases} = \begin{cases} x + \frac{4}{3}y = 0 \\ x + 3y = 0 \end{cases}$$

Matrix – Solution with Matrix (1)

$$\begin{bmatrix} 340 \\ 130 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 130 \\ 340 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 130 \\ 0-50 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 130 \\ 010 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 100 \\ 010 \end{bmatrix}$$

$$\therefore x = 0, y = 0$$

Matrix – Solution with Matrix (2)

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 & 4 \\ 1 & 3 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix}
3 & 4 \\
1 & 3
\end{bmatrix} \xrightarrow{E_{12}} \begin{bmatrix}
E_{12} \\
E_{12}(-3)
\end{bmatrix} \xrightarrow{E_{2}(-\frac{1}{5})} \begin{bmatrix}
1 & 0 \\
0 & 1
\end{bmatrix}$$

Matrix – Solution with Matrix (2)

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{E_{12}} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & -3 \end{bmatrix} \xrightarrow{E_{21}(-\frac{1}{5})} \begin{bmatrix} \frac{3}{5} & \frac{-4}{5} \\ \frac{-1}{5} & \frac{3}{5} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{3}{5} & \frac{-4}{5} \\ \frac{-1}{5} & \frac{3}{5} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \qquad \therefore x = 0, y = 0$$

Matrix – Solution without Matrix

```
# List를 활용해 연립일차방점식 풀기
from fractions import Fraction
def calc_value(p, q):
   if(a[0] / b[0]) == (a[1] / b[1]) == (a[2] / b[2]) :
       print('무수히 많은 해')
       return None, None
   elif (a[0] / b[0]) == (a[1] / b[1]) == (a[2] / b[2]):
       print('해가 존재하지 않음')
       return None, None
```

Matrix – Solution without Matrix

```
el se:
    if a[0] == 0:
       y = a[2] / a[1]
       x = (b[2] - b[1] * y) / b[0]
   elif b[0] == 0:
       y = b[2] / b[1]
       x = (a[2] - a[1] * y) / a[0]
   elif a[1] == 0:
       x = a[2] / a[0]
       y = Fraction(b[2] - b[0] * x, b[1])
   elif b[1] == 0:
       x = b[2] / b[0]
       v = a[2] - a[0] * x/a[1]
   else :
       a[0] = b[0]
       a[1] = a[1] * (b[0] / a[0])
       a[2] = a[2] * (b[0] / a[0])
       y = (a[2] - b[2])/(a[1] - b[1])
       x = (b[2] - (b[1] * v)) / b[0]
    return x, y
```

```
a = [3, 4, 0]
b = [1, 3, 0]
x, y = calc_value(a, b)
print(x, y)
```

0.0 0.0

- Matrix Solution with Matrix
 - numpy.linalg.solve()

```
linalg.solve(a, b) # [source]
```

Solve a linear matrix equation, or system of linear scalar equations.

Computes the "exact" solution, x, of the well-determined, i.e., full rank, linear matrix equation ax = b.

Parameters: a: (..., M, M) array_like

Coefficient matrix.

b : {(..., M,), (..., M, K)}, array_like

Ordinate or "dependent variable" values.

Returns: $x : \{(..., M_i), (..., M, K)\}$ ndarray

Solution to the system a x = b. Returned shape is identical to b.



[source]

Linear Algebra

- Matrix Solution with Matrix
 - numpy.linalg.inv()

(Multiplicative) inverse of the matrix a.

- Matrix Solution with Matrix
 - numpy.dot()

numpy.dot(a, b, out=None)

Parameters: a : array_like

First argument.

b : array_like

Second argument.

out: ndarray, optional

Output argument. This must have the exact kind that would be returned if it was not used. In particular, it must have the right type, must be C-contiguous, and its dtype must be the dtype that would be returned for dot(a,b). This is a performance feature. Therefore, if these conditions are not met, an exception is raised, instead of attempting to be flexible.

Returns: output : ndarray

Returns the dot product of a and b. If a and b are both scalars or both 1-D arrays then a scalar is returned; otherwise an array is returned. If *out* is given, then it is returned.

Matrix – Solution with Matrix

[O. O.]

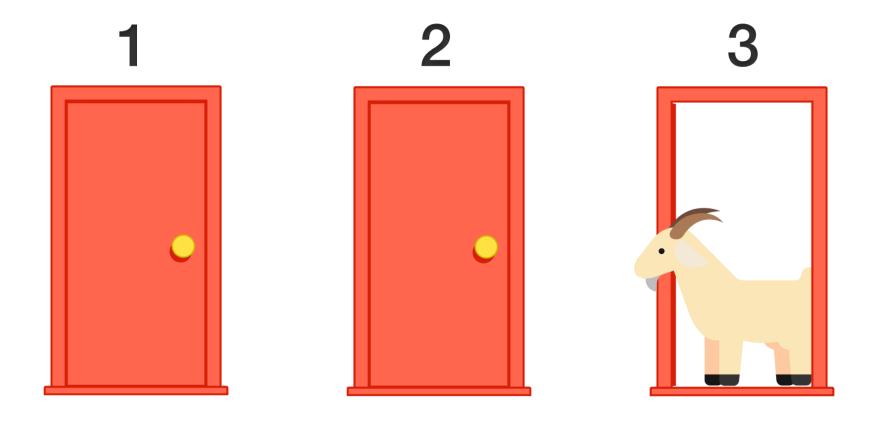
```
import numpy as np
#행렬을 활용해 열립일차방점식 풀기
coef = np.array([[1,2], [2, 3]])
cons = np.array([[0], [0]])

value = np.linalg.solve(coef, cons)
print(value)

[[0.]
[0.]]
```

```
# 역행렬을 활용해 연립일차방정식 풀기
value2 = np.linalg.inv(coef)
value2_dot = np.dot(value2, cons)
print(value2_dot)
```

Monty Hall Problem





Monty Hall Problem

Suppose you're on a game show, and you're given the choice of three doors. Behind one door is a car, behind the others, goats. You pick a door, say #1, and the host, who knows what's behind the doors, opens another door, say #3, which has a goat. He says to you, "Do you want to pick door # 2?" Is it to your advantage to switch your choice of doors?

☞ 게임쇼에 나가서 세 개의 문을 선택했다고 가정해보세요. 한 문 뒤에는 차, 다른 문 뒤에는 염소들이 있습니다. 당신이 1번 문을 고르면, 문 뒤에 뭐가 있는지 아는 호스트는 염소가 있는 3번 문을 엽니다. 그는 당신에게 "2번 문을 고르고 싶으세요?"라고 말합니다. 당신이 선택한 문을 바꾸는 것이 당신에게 유리합니까?

Monty Hall Problem

- Premise
 - 사회자는 염소가 뒤에 있는 문을 임의로 선택합니다.
 - 사회자는 어느 문 뒤에 자동차가 존재하는지 알고 있습니다.

Rule

- 문 3개 중 하나의 문 뒤에는 자동차가 있고, 나머지 문 뒤에는 염소가 있습니다. 참가자는 3개의 문 중 하나의 문을 골라 상품을 갖습니다.
- 참가자가 문을 선택하면 선택하지 않은 문 중 염소가 뒤에 있는 문을 열어 염소를 보여줍니다.
- 그리고 참가자가 처음으로 선택한 문 대신 다른 문으로 바꿀 수 있는 기회를 줍니다.

- Monty Hall Problem
 - Case 1) Not change the first selected door
 - 사건 X: 선택한 문을 제외한 두 문 중 호스트가 하나의 문을 여는 사건
 - 사건 X가 일어날 확률 : P(X) = 1/2
 - 사건 Y: 자동차가 처음으로 선택한 문 뒤에 있는 사건
 - 사건 Y가 일어날 확률 : P(Y) = 1/3

$$P(Y|X) = \frac{P(Y)P(X|Y)}{P(X)} = \frac{\frac{1}{3} \times \frac{1}{2}}{\frac{1}{2}} = \frac{1}{3}$$

- Monty Hall Problem
 - Case 2) Change the first selected door
 - 사건 X : 선택한 문을 제외한 두 문 중 호스트가 하나의 문을 여는 사건
 - 사건 X가 일어날 확률 : P(X) = 1/2
 - 사건 Y: 자동차가 처음으로 선택한 문 뒤에 있는 사건
 - 사건 Y가 일어날 확률 : P(Y) = 1/3
 - 사건 Z: 자동차가 처음 선택한 문과 호스트가 연 문을 제외한 문 뒤에 있을 때 호스트가 문을 여는
 사건
 - 사건 Z가 일어날 확률 : P(Z) = P(X|Y) = 1

- Monty Hall Problem
 - Case 2) Change the first selected door

$$P(Y|X) = \frac{P(Y)P(X|Y)}{P(X)} = \frac{\frac{1}{3} \times 1}{\frac{1}{2}} = \frac{2}{3}$$

Monty Hall Problem

```
import numpy as np
def monty_hall_process(num) :
    car cnt = 0
    goat_cnt = 0
    for a in range(num) :
        create\_doors = [0, 0, 0]
        car\_spot = np.random.randint(0,3)
        create_doors[car_spot] += 1
        first_choice = np.random.randint(0.3)
```

```
if create_doors[first_choice] == 0 :
        create_doors[first_choice] += -1
   else :
        create_doors[first_choice] += 1
   create doors.remove(0)
    if -1 in create doors :
        car ont += 1
    else :
        goat_cnt += 1
result = [car cnt, goat cnt, car cnt/num]
return result
```



Monty Hall Problem

```
a = f'성공한 횟수 : {result_a}번, 실패한 횟수 : {result_b}번 => 최종적으로 차를 고를 확률 : {result_c :.5f}%입니다!' print(a)
```

성공한 횟수 : 66664367번, 실패한 횟수 : 33335633번 => 최종적으로 차를 고를 확률 : 66.66437%입니다!

- Matplotlib & Seaborn Collaboration
 - Matplotlib과 Seaborn을 함께 사용 가능
 - 이 점을 이용한 각 종에 따른 펭귄의 무게와 물갈퀴의 길이 분석
 - Matplotlib과 Seaborn을 함께 사용할 때 발생하는 오류 발생 및 해결

```
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

penguin_data = sns.load_dataset('penguins')

fig_species = penguin_data["species"].unique()

fig, axes = plt.subplots(ncols=2, figsize=(10,5))
```

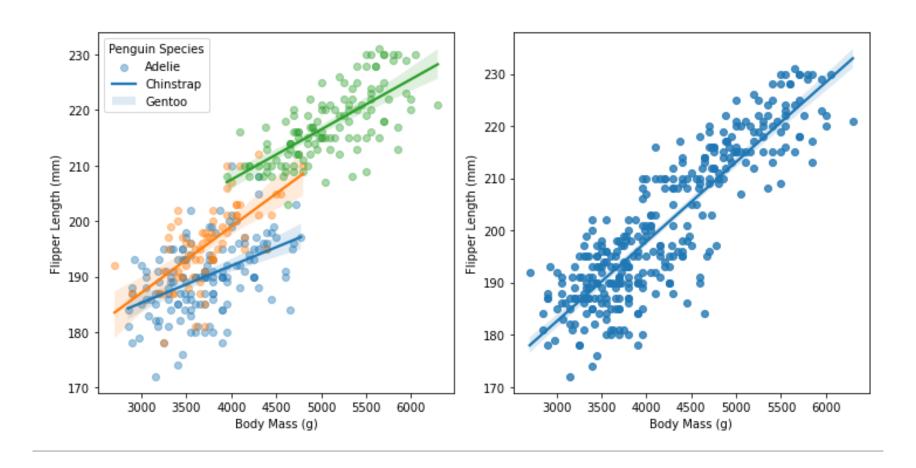




```
axes[0].legend(fig_species, title = "Penguin Species")
axes[0].set_xlabel("Body Mass (g)")
axes[0].set_ylabel("Flipper Length (mm)")

sns.regplot(x = "body_mass_g", y = "flipper_length_mm", ax=axes[1], data=penguin_data)
axes[1].set_xlabel("Body Mass (g)")
axes[1].set_ylabel("Flipper Length (mm)")

fig.tight_layout()
```



```
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

penguin_data = sns.load_dataset('penguins')

fig_species = penguin_data["species"].unique()

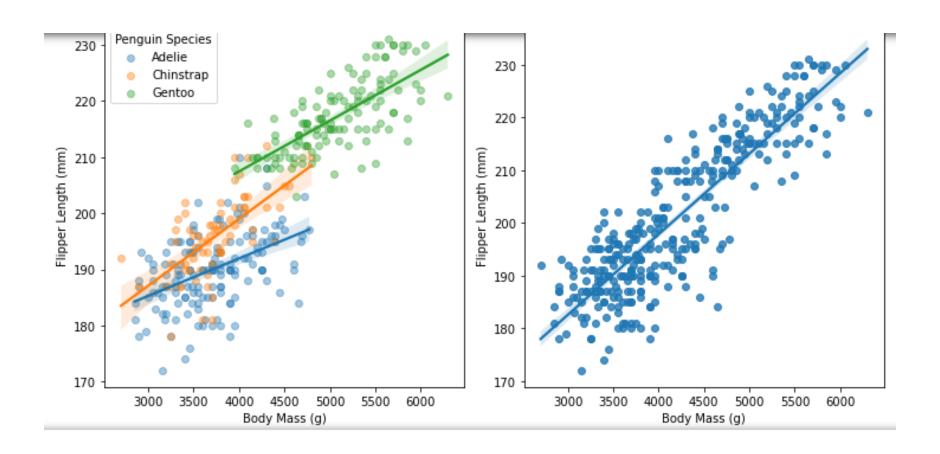
fig, axes = plt.subplots(ncols=2, figsize=(10,5))
```



```
axes[0].legend(fig_species, title = "Penguin Species")
axes[0].set_xlabel("Body Mass (g)")
axes[0].set_ylabel("Flipper Length (mm)")

sns.regplot(x = "body_mass_g", y = "flipper_length_mm", ax=axes[1], data=penguin_data)
axes[1].set_xlabel("Body Mass (g)")
axes[1].set_ylabel("Flipper Length (mm)")

fig.tight_layout()
```



Conclusion & Realization

- 선형대수와 확률과 통계 뿐만 아니라 모든 계산은 코드 구현 및 계산 가능하다는
 사실 다시 한 번 더 깨닫는 계기
- 학습한 내용 정리의 중요성
 - 발표 내용을 보다 더 흥미롭고 이해가 쉽게 설명할 좋은 아이디어 고찰
 - 꽤 오랜 시간 전에 블로그에 정리해둔 학습 내용에서 아이디어 착안
 - 정리해둔 학습 내용에 없던 연장 학습 실행

Thank you for your Attention!



Improving lives through learning

IDEALAB