[Statistics]

# Operations on Matrices

오영석

고려사이버대학교 AI·데이터과학부 외래교수

# Contents



ai tech edu.

# Operations on Matrices

이번 챕터에서는 행렬의 곱셈과 그 응용에 대하여 살펴봅니다.

# 1.1 Learning objectives

1. 행렬의 곱셈에 대해 설명할 수 있다.
2. 흑백 이미지의 대칭 이동에 대해 설명할 수 있다.
3. PyTorch를 활용하여 행렬의 곱셈과 흑백 이미지의 대칭이동을 처리할 수 있다.

# 1.2 Multiplication of Matrices

## 행렬의 곱셈 연산

행렬의 곱셈은 두 행렬을 결합하여 새로운 행렬을 생성하는 연산
행렬의 곱셈은 신경망 구현에 핵심이 되는 연산임

[1] 오영석 (2024). [PyTorch] (6강) Tensor Operations Vectors & Matrices. Naver Connect Foundation.

# 1.2 Multiplication of Matrices

## 행렬의 곱셈 연산

두 행렬의 곱셈은 행렬 $D$의 $i$번째 행벡터와 행렬 $E$의 $j$번째 열벡터 사이의 내적을 성분으로 가지는 행렬
예를 들어, 다음과 같이 행렬 $D$와 행렬 $E$의 곱을 표현할 수 있음

$$D = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix} \quad E = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & -1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} \longrightarrow D \times E = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & -1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boxed{8} & \\ & \\ & \end{bmatrix}$$

3 x 3     3 x 2     3 x 3     3 x 2

[1] 오영석 (2024). [PyTorch] (6강) Tensor Operations Vectors & Matrices. Naver Connect Foundation.

# 1.2 Multiplication of Matrices

## 행렬의 곱셈 연산

두 행렬의 곱셈은 행렬 $D$의 $i$번째 행벡터와 행렬 $E$의 $j$번째 열벡터 사이의 내적을 성분으로 가지는 행렬
예를 들어, 다음과 같이 행렬 $D$와 행렬 $E$의 곱을 표현할 수 있음

$$D = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix} \quad E = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & -1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} \longrightarrow D \times E = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & -1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 & 2 \\ & \\ & \end{bmatrix}$$

3 x 3 3 x 2 3 x 3 3 x 2

[1] 오영석 (2024). [PyTorch] (6강) Tensor Operations Vectors & Matrices. Naver Connect Foundation.

# 1.2 Multiplication of Matrices

## 행렬의 곱셈 연산

두 행렬의 곱셈은 행렬 $D$의 $i$번째 행벡터와 행렬 $E$의 $j$번째 열벡터 사이의 내적을 성분으로 가지는 행렬
예를 들어, 다음과 같이 행렬 $D$와 행렬 $E$의 곱을 표현할 수 있음

$$D = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix} \quad E = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & -1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} \longrightarrow D \times E = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 \\ \boxed{4 \quad 5 \quad 6} \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \boxed{\begin{matrix} 1 \\ 1 \\ 2 \end{matrix}} & \begin{matrix} 0 \\ -1 \\ 1 \end{matrix} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 & 2 \\ \boxed{21} & \\ & \end{bmatrix}$$

3 x 3     3 x 2     3 x 3     3 x 2

[1] 오영석 (2024). [PyTorch] (6강) Tensor Operations Vectors & Matrices. Naver Connect Foundation.

# 1.2 Multiplication of Matrices

## 행렬의 곱셈 연산

두 행렬의 곱셈은 행렬 $D$의 $i$번째 행벡터와 행렬 $E$의 $j$번째 열벡터 사이의 내적을 성분으로 가지는 행렬
예를 들어, 다음과 같이 행렬 $D$와 행렬 $E$의 곱을 표현할 수 있음

$$D = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix} \quad E = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & -1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} \longrightarrow D \times E = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & -1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 & 2 \\ 21 & \boxed{1} \\ & \end{bmatrix}$$

3 x 3     3 x 2     3 x 3     3 x 2

[1] 오영석 (2024). [PyTorch] (6강) Tensor Operations Vectors & Matrices. Naver Connect Foundation.

# 1.2 Multiplication of Matrices

## 행렬의 곱셈 연산

두 행렬의 곱셈은 행렬 $D$의 $i$번째 행벡터와 행렬 $E$의 $j$번째 열벡터 사이의 내적을 성분으로 가지는 행렬
예를 들어, 다음과 같이 행렬 $D$와 행렬 $E$의 곱을 표현할 수 있음

$$D = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix}}_{3 \text{ x } 3} \quad E = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & -1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}}_{3 \text{ x } 2} \longrightarrow D \times E = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ \boxed{7 \quad 8 \quad 9} \end{bmatrix}}_{3 \text{ x } 3} \times \underbrace{\begin{bmatrix} \boxed{\begin{matrix} 1 \\ 1 \\ 2 \end{matrix}} & \begin{matrix} 0 \\ -1 \\ 1 \end{matrix} \end{bmatrix}}_{3 \text{ x } 2} = \begin{bmatrix} 8 & 2 \\ 21 & \\ \boxed{33} & \end{bmatrix}$$

[1] 오영석 (2024). [PyTorch] (6강) Tensor Operations Vectors & Matrices. Naver Connect Foundation.

# 1.2 Multiplication of Matrices

## 행렬의 곱셈 연산

두 행렬의 곱셈은 행렬 $D$의 $i$번째 행벡터와 행렬 $E$의 $j$번째 열벡터 사이의 내적을 성분으로 가지는 행렬
예를 들어, 다음과 같이 행렬 $D$와 행렬 $E$의 곱을 표현할 수 있음

$$D = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix} \quad E = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & -1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} \longrightarrow D \times E = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & -1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 & 2 \\ 21 & 1 \\ 33 & 1 \end{bmatrix}$$

3 x 3     3 x 2     3 x 3     3 x 2

[1] 오영석 (2024). [PyTorch] (6강) Tensor Operations Vectors & Matrices. Naver Connect Foundation.

# 1.2 Multiplication of Matrices

## 행렬의 곱셈 연산

두 행렬의 곱셈은 행렬 $D$의 $i$번째 행벡터와 행렬 $E$의 $j$번째 열벡터 사이의 내적을 성분으로 가지는 행렬
예를 들어, 다음과 같이 행렬 $D$와 행렬 $E$의 곱을 표현할 수 있음

$$D \times E = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & -1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 & 2 \\ 21 & 1 \\ 33 & 1 \end{bmatrix} \longrightarrow D \times E = \sum_{l} (f_{il} \cdot g_{lj})$$

[1] 오영석 (2024). [PyTorch] (6강) Tensor Operations Vectors & Matrices. Naver Connect Foundation.

# 1.2 Multiplication of Matrices

## 행렬의 곱셈에 대한 코드 표현

**두 행렬 D, E의 행렬 곱셈 연산의 코드 표현은 다음과 같음**

```
D = torch.tensor([[1, 1, 3],     E = torch.tensor([[1, 0],
                  [4, 5, 6],                        [1, -1],
                  [7, 8, 9]])                       [2, 1]]) 행렬을 생성했을 때,
```

행렬 D와 E의 행렬 곱셈 연산 코드 표현: D.matmul(E)
행렬 D와 E의 행렬 곱셈 연산 코드 표현: D.mm(E)
행렬 D와 E의 행렬 곱셈 연산 코드 표현: D @ E

[1] 오영석 (2024). [PyTorch] (6강) Tensor Operations Vectors & Matrices. Naver Connect Foundation.

# 1.2 Multiplication of Matrices

## 행렬의 곱셈에 대한 코드 표현 실습

# 1.3 Applications of Matrices

## 흑백이미지의 대칭 이동

흑백 이미지 처리에서 행렬의 곱셈 연산을 사용하면 **대칭 이동**을 수행할 수 있음
– 대칭 이동(반사)이란 주어진 축을 기준으로 이미지를 뒤집는 변환을 의미함

[1] 오영석 (2024). [PyTorch] (6강) Tensor Operations Vectors & Matrices. Naver Connect Foundation.

# 1.3 Applications of Matrices

## 흑백이미지의 대칭 이동

흑백 이미지 처리에서 행렬의 곱셈 연산을 사용하면 **대칭 이동**을 수행할 수 있음
– 대칭 이동(반사)이란 주어진 축을 기준으로 이미지를 뒤집는 변환을 의미함

[1] 오영석 (2024). [PyTorch] (6강) Tensor Operations Vectors & Matrices. Naver Connect Foundation.

# 1.3 Applications of Matrices

## 흑백이미지의 좌우로 대칭 이동의 대수적 표현

**흑백 이미지의 좌우로 대칭 이동은 y축을 기준으로 이미지를 뒤집는 변환을 의미함**

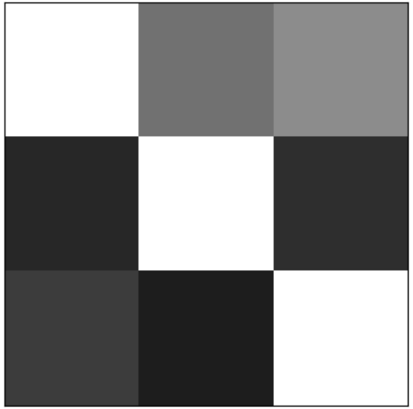
$$I = G \times H = \begin{bmatrix} 255 & 114 & 140 \\ 39 & 255 & 46 \\ 61 & 29 & 255 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 140 & 114 & 255 \\ 46 & 255 & 39 \\ 255 & 29 & 61 \end{bmatrix}$$

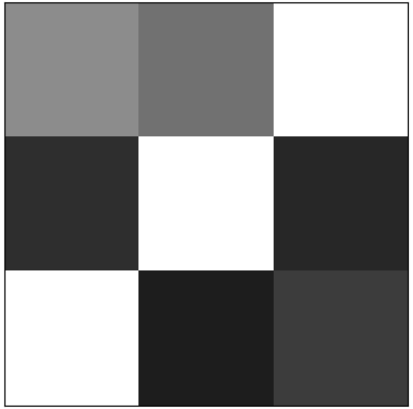
[1] 오영석 (2024). [PyTorch] (6강) Tensor Operations Vectors & Matrices. Naver Connect Foundation.

# 1.3 Applications of Matrices

## 흑백이미지의 좌우로 대칭 이동의 이미지 표현

**흑백 이미지의 좌우로 대칭 이동은 y축을 기준으로 이미지를 뒤집는 변환을 의미함**





[1] 오영석 (2024). [PyTorch] (6강) Tensor Operations Vectors & Matrices. Naver Connect Foundation.

# 1.3 Applications of Matrices

## 흑백이미지의 좌우로 대칭 이동의 코드 표현

두 행렬 G, H

```
G = torch.tensor([[255, 114, 140],   H = torch.tensor([[0, 0, 1],
                  [39, 255, 46],                       [0, 1, 0],
                  [61, 29, 255]])                      [1, 0, 0]])
```

행렬을 생성했을 때,

Tensor G의 흑백 이미지를 좌우로 대칭 이동시키는 코드 표현: I = G @ H

[1] 오영석 (2024). [PyTorch] (6강) Tensor Operations Vectors & Matrices. Naver Connect Foundation.

# 1.2 Multiplication of Matrices

## 흑백 이미지의 좌우로 대칭이동에 대한 코드 표현 실습

# 1.3 Applications of Matrices

## 흑백이미지의 상하로 대칭 이동의 대수적 표현

그렇다면 흑백 이미지의 상하로 대칭 이동은 어떤 축을 기준으로 이미지를 뒤집는 변환일까요?
또한, 흑백 이미지를 상하로 대칭 이동시키기 위해서는 어떤 행렬을 어떻게 곱셈해야 할까요?

[1] 오영석 (2024). [PyTorch] (6강) Tensor Operations Vectors & Matrices. Naver Connect Foundation.

# 1.3 Applications of Matrices

## 흑백 이미지의 상하로 대칭이동에 대한 코드 표현 실습

# 1.4 Learning Summary

## 학습 정리

행렬 곱셈은 두 행렬을 결합하여 새로운 행렬을 생성하는 연산이다.

흑백 이미지 처리에서 행렬의 곱셈 연산을 사용하면 대칭 이동을 수행할 수 있다.

# End of Document

# Thank you

[Statistics]

# Mean Vector and Covariance Matrix

오영석

고려사이버대학교 AI·데이터과학부 외래교수

upstage with Fast campus

# Contents

01

# Mean Vector and Covariance Matrix

이번 챕터에서는 평균 벡터와 공분산 행렬에 대해
살펴봅니다.

# 1.1 Learning objectives

1. 평균 벡터에 대해 설명할 수 있다.

2. 공분산 벡터에 대해 설명할 수 있다.

# 1.2 Mean Vector

## 평균 벡터의 여러가지 표현

평균 벡터란 주어진 벡터들의 “중심” 또는 “평균 위치”를 나타내는 벡터를 의미함

$$\mu = \frac{(\boldsymbol{x}_1 + \boldsymbol{x}_2 + \cdots + \boldsymbol{x}_n)}{n} = \frac{1}{n}\sum_{\boldsymbol{i}=1}^{\boldsymbol{n}} \boldsymbol{x}_{\boldsymbol{i}}$$

# 1.2 Mean Vector

## 평균 벡터의 예제

$x_1 = [1,2,3], x_2 = [2,2,4], x_3 = [1,1,2], x_4 = [0,3,3]$ 일 때, 평균 벡터를 구하시오.

# 1.2 Mean Vector

## 평균 벡터의 예제

$x_1 = [1,2,3], x_2 = [2,2,4], x_3 = [1,1,2], x_4 = [0,3,3]$ 일 때, 평균 벡터를 구하시오.

$$\mu = \frac{[1+2+1+0,\ \ 2+2+1+3,\ \ 3+4+2+3]}{4} = [1,2,3]$$

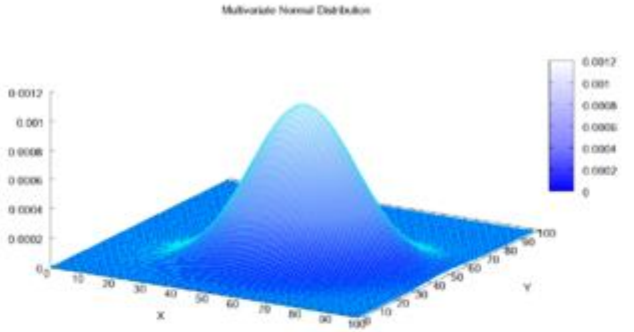
# 1.3 Covariance Matrix

## 공분산 행렬의 여러가지 표현

공분산 행렬이란 여러 변수들의 공분산을 행렬 형태로 표현한 것을 의미함

- 공분산이란 두 확률 변수 간의 선형 관계를 나타내는 지표로, 두 변수의 값이 함께 변화하는 정도를 측정

다변량 정규분포에서 각 변수 간의 분산과 공분산을 설명하는데 사용됨
공분산 행렬은 주성분 분석(PCA)에서 데이터의 주성분을 추출하는데 사용됨



[1] https://zetawiki.com/wiki/%EB%8B%A4%EB%B3%80%EB%9F%89_%EC%A0%95%EA%B7%9C%EB%B6%84%ED%8F%AC

# 1.3 Covariance Matrix

## 공분산 행렬의 수식 표현

공분산 행렬이란 여러 변수들의 공분산을 행렬 형태로 표현한 것을 의미함

- 공분산이란 두 확률 변수 간의 선형 관계를 나타내는 지표로, 두 변수의 값이 함께 변화하는 정도를 측정

$$S^2 = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \mu)^2$$

$$\Sigma = \frac{1}{n-1}(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu})$$

# 1.3 Covariance Matrix

## 공분산 행렬의 예제

$x_1 = [1,2,3], x_2 = [2,2,4], x_3 = [1,1,2], x_4 = [0,3,3]$ 일 때, 공분산 행렬을 구하시오.

Step 1. 주어진 데이터 벡터 파악하기

$x_1 = [1,2,3], x_2 = [2,2,4], x_3 = [1,1,2], x_4 = [0,3,3]$ 데이터는 4개의 표본과 3개의 변수를 가짐

# 1.3 Covariance Matrix

## 공분산 행렬의 예제

$x_1 = [1,2,3], x_2 = [2,2,4], x_3 = [1,1,2], x_4 = [0,3,3]$ 일 때, 공분산 행렬을 구하시오.

Step 2. 데이터 행렬 작성하기

$$X = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 2 & 4 \\ 1 & 1 & 2 \\ 0 & 3 & 3 \end{bmatrix}$$

데이터 벡터들의 집합인 행렬 X로 표현함. 각 벡터는 행을 이루고, 변수는 열을 이룸

# 1.3 Covariance Matrix

## 공분산 행렬의 예제

$x_1 = [1, 2, 3], x_2 = [2, 2, 4], x_3 = [1, 1, 2], x_4 = [0, 3, 3]$ 일 때, 공분산 행렬을 구하시오.

Step 3. 평균 벡터 구하기

$$\mu = \frac{[1+2+1+0,\ \ 2+2+1+3,\ \ 3+4+2+3]}{4} = [1, 2, 3]$$

# 1.3 Covariance Matrix

## 공분산 행렬의 예제

$x_1 = [1,2,3], x_2 = [2,2,4], x_3 = [1,1,2], x_4 = [0,3,3]$ 일 때, 공분산 행렬을 구하시오.

Step 4. 데이터 행렬에서 평균 벡터를 빼기(중심화, Centering)

$$X' = \begin{bmatrix} 1-1 & 2-2 & 3-3 \\ 2-1 & 2-2 & 4-3 \\ 1-1 & 1-2 & 2-3 \\ 0-1 & 3-2 & 3-3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

# 1.3 Covariance Matrix

## 공분산 행렬의 예제

$x_1 = [1,2,3], x_2 = [2,2,4], x_3 = [1,1,2], x_4 = [0,3,3]$ 일 때, 공분산 행렬을 구하시오.

Step 5. 공분산 행렬 계산
공분산 행렬은 다음과 같이 계산함

$$\Sigma = \frac{1}{n-1}(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu})$$

$(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu})$이 $X'$이라고 할 수 있음

$X' = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$ 이므로 $(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu}) = X'^T = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1 & 1 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \end{bmatrix}$

# 1.3 Covariance Matrix

## 공분산 행렬의 예제

$x_1 = [1,2,3], x_2 = [2,2,4], x_3 = [1,1,2], x_4 = [0,3,3]$ 일 때, 공분산 행렬을 구하시오.

Step 5. 공분산 행렬 계산
공분산 행렬은 다음과 같이 계산함

$$\Sigma = \frac{1}{n-1}(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu})$$

$$(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu}) = X'^T X = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1 & 1 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 1 \\ -1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

# 1.3 Covariance Matrix

## 공분산 행렬의 예제

$x_1 = [1,2,3], x_2 = [2,2,4], x_3 = [1,1,2], x_4 = [0,3,3]$ 일 때, 공분산 행렬을 구하시오.

Step 6. 최종 공분산 행렬 계산

$$\Sigma = \frac{1}{4-1}\begin{bmatrix} 2 & -1 & 1 \\ -1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} = \frac{1}{3}\begin{bmatrix} 2 & -1 & 1 \\ -1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} & \frac{-1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{-1}{3} & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ 0 & \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \end{bmatrix}$$

# 1.4 Learning Summary

## 학습 정리

평균 벡터란 주어진 벡터들의 "중심" 또는 "평균 위치"를 나타내는 벡터를 의미한다.

공분산 행렬이란 여러 변수들의 공분산을 행렬 형태로 표현한 것을 의미한다.

# End of Document

# Thank you

[Statistics]

# Random Variable

오영석

고려사이버대학교 컴퓨터공학부 외래교수

upstage with Fast campus

# Contents

01

# Random Variable & Probability Function

이번 챕터에서는 확률변수와 확률함수에 대해 살펴봅니다.

# 1.1 Learning objectives

1. 확률변수에 대해 설명할 수 있다.

2. 확률함수에 대해 설명할 수 있다.

3. 사건, 확률, 확률변수, 확률함수의 관계에 대해 설명할 수 있다.

# 1.2 Random Variable

## 확률변수

확률변수란 **확률적 시행의 결과(사건)**를 **실수**로 대응시키는 함수

- **이산확률변수:** 수집한 데이터의 확률변수 중에서 셀 수 있는 값들로 구성되거나 일정한 범위로 나타낼 수 있는 확률변수

예) 동전을 2개 던졌을 때 나올 수 있는 확률변수는 $\{0, 1, 2\}$

- **연속확률변수:** 연속형 또는 무한한 경우와 같이 셀 수 없는 확률변수

예) 확률변수 $X$가 오영석의 몸무게를 나타낼 때, 몸무게가 $59kg$과 가깝다고 한다면, 오영석의 몸무게에 따른 확률변수는 $\{58 < X < 60\}$

# 1.2 Random Variable

## 확률함수

확률함수란 **확률변수가 특정 값을 가질 확률을 나타내는 함수**

**이산 확률변수의 확률함수**: 이 경우 확률함수는 "확률질량함수(PMF, Probability Mass Function)"라고 불리며, 이산 확률변수 $X$가 특정 값 $x$를 가질 확률 $P(X=x)$를 나타냄

$$P(X=x)=f(x)$$

여기서 $f(x)$는 확률질량함수로, 각각의 가능한 값에 대해 확률을 부여함
PMF는 다음 조건을 만족해야 함:

- $0 \le P(X=x) \le 1$
- 가능한모든값에대해확률의합이1이어야함.즉,$\sum P(X=x)=1$

# 1.2 Random Variable

## 확률함수

확률함수란 **확률변수가 특정 값을 가질 확률을 나타내는 함수**

**연속 확률변수의 확률함수**: 연속 확률변수에서는 “확률밀도함수(PDF, Probability Density Function)”를 사용하여 특정 구간에서 확률변수가 나타날 확률을 나타냄. 그러나 PDF는 특정 값에서의 확률을 직접적으로 구할 수는 없고, 특정 구간에서의 확률을 적분하여 계산함
확률밀도함수 $f(x)$는 다음 조건을 만족해야 함:

- $f(x) \geq 0$
- 확률변수 전체 구간에서의 확률은 1이어야 함($\int_{-\infty}^{\infty} f(x) = 1$)

# 1.2 Random Variable

## 사건, 확률변수, 확률, 확률함수의 관계

동전을 두 번 던질 때 앞면이 나오는 경우를 기준으로
사건, 확률변수, 확률, 확률함수의 관계를 살펴보자.

동전을 두 번 던졌을 때 발생되는 **사건**은
HH, HT, TH, TT로 총 4가지이다.

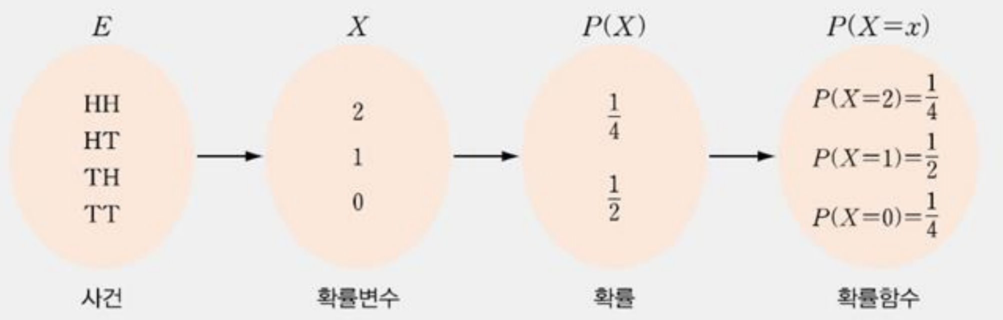
앞면이 몇 번 나올 것인가를 기준으로 사건을 분류하면, **확률변수**는 HH는 앞면이 2번이므로 2,
HT와 TH는 앞면이 1번이므로 1, TT는 앞면이 나오지 않으므로 0이 된다.

[1] 노경섭 (2021), 제대로 시작하는 기초통계학 2판, 서울: 한빛아카데미(주).

# 1.2 Random Variable

## 사건, 확률변수, 확률, 확률함수의 관계

확률변수가 2인 경우는 H가 나올 확률 $\frac{1}{2}$이 모두 나와야하므로 $\frac{1}{2}\times\frac{1}{2}=\frac{1}{4}$, 확률변수가 1인 경우는 두 가지이므로 각각의 확률 $\frac{1}{4}$을 더해 $\frac{1}{4}+\frac{1}{4}=\frac{1}{2}$이 된다. 확률변수가 0인 경우는 T라는 확률 $\frac{1}{2}$이 모두 나와야하므로 $\frac{1}{2}\times\frac{1}{2}=\frac{1}{4}$이 된다. 확률함수로 표현하면 $P(X=2)=\frac{1}{4}$, $P(X=1)=\frac{1}{2}$, $P(X=0)=\frac{1}{4}$로 표현할 수 있다. 이를 정리하면 [그림 4-4]와 같다.




[1] 노경섭(2021), 제대로 시작하는 기초통계학 2판, 서울: 한빛아카데미(주).

# 1.2 Random Variable

## 확률변수의 평균

**확률변수의 평균**은 기대값과 같은 의미로 사용됨

**기대값**이란 어떤 사건에 대하여 해당 사건이 벌어질 확률을 곱해서 전체 사건에 대하여 합한 값을 의미하며 다음과 같이 표현함

$$E(X) = \sum_{i=1}^{n} x_i P(x_i)$$

# 1.2 Random Variable

## 확률변수의 평균

주사위를 던질 때 확률변수의 평균을 구해보자

- $1 \times \frac{1}{6} + 2 \times \frac{1}{6} + 3 \times \frac{1}{6} + 4 \times \frac{1}{6} + 5 \times \frac{1}{6} + 6 \times \frac{1}{6} = \frac{1+2+3+4+5+6}{6} = 3.5$

# 1.2 Random Variable

## 확률변수의 평균의 성질

$c, d$가 상수, $X, Y$가 확률변수일 때 다음이 성립함

- $E(c) = c$
- $E(cX) = cE(X)$
- $E(cX + d) = cE(X) + d$
- $E(cX + dY) = cE(X) + dE(Y)$
- $E(XY) = E(X)E(Y)$, $X,Y$ 가확률적으로독립

# 1.2 Random Variable

## 확률변수의 평균의 성질

$E(X) = 3$일 때, 다음을 구해보자.

- $E(3) = ?$
- $E(3X - 2) = ?$
- $E(-2X + 1) = ?$

# 1.2 Random Variable

## 확률변수의 분산

**확률변수의 분산**은 기대값의 특성을 나타내는 값

**확률변수들이 기대값으로부터 벗어난 정도**

즉, 기대값과 어느정도 차이가 있는지를 나타내며 다음과 같이 표현함

$$Var(X) = E(X-\mu)^2 = \sum_{i=1}^{n}(x_i-\mu)^2 P(x_i)$$

# 1.2 Random Variable

## 확률변수의 분산

주사위를 던질 때 확률변수의 분산 식을 구해보자

- $(1-3.5)^2 \times \frac{1}{6} + (2-3.5)^2 \times \frac{1}{6} + (3-3.5)^2 \times \frac{1}{6} + (4-3.5)^2 \times \frac{1}{6} + (5-3.5)^2 \times \frac{1}{6} + (6-3.5)^2 \times \frac{1}{6}$

# 1.2 Random Variable

## 확률변수의 분산의 성질

$a, b$가 상수, $X$가 확률변수일 때 다음이 성립함

- $V(a) = 0$
- $V(aX + b) = a^2 V(X)$

# 1.2 Random Variable

## 확률변수의 분산의 성질

$V(X) = 5$일 때, 다음을 구해보자.

- $V(3) = ?$
- $V(3X) = ?$
- $V(3X - 1) = ?$

# 1.2 Random Variable

## 확률변수의 표준편차

표준편차는 분산($\sigma^2$)의 제곱근이므로

$$\sigma = \sqrt{E(X-\mu)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\mu)^2 P(x_i)}$$

# 학습퀴즈

1 **이산확률변수는 셀 수 없는 확률변수를 의미한다.**

O X

# 학습퀴즈

1 이산확률변수는 셀 수 없는 확률변수를 의미한다.

O X

**해설**

연속형 확률변수가 연속형 또는 무한한 경우와 같이 셀 수 없는 확률변수를 의미한다.

# 학습퀴즈

2 $V(aX) = a^2Var(X)$이다.

O X

# 학습퀴즈

2 $V(aX) = a^2Var(X)$이다.

O X

해설

$V(aX) = a^2Var(X)$이다.

# 1.3 Learning Summary

## 학습 정리

확률변수란 확률적 시행의 결과(사건)를 실수로 대응시키는 함수이다.

확률함수란 확률변수가 특정 값을 가질 확률을 나타내는 함수이다.

확률변수의 평균은 기대값과 같은 의미로 사용된다.

확률변수의 분산은 기대값의 특성을 나타내는 값이다.

# End of Document

# Thank you

ai tech edu.

[Statistics]

# Probability Distribution

오영석

고려사이버대학교 컴퓨터공학부 외래교수

# Contents

01

# Probability Distribution

이번 챕터에서는 확률분포에 대해 살펴봅니다.

# 1.1 Learning objectives

1. 확률분포에 대해 설명할 수 있다.
2. 균등분포, 정규분포, 표준정규분포에 대해 설명할 수 있다.
3. 파이썬을 활용하여 정규분포를 나타낼 수 있다.
4. 베르누이 분포와 이항분포에 대해 설명할 수 있다.
5. 파이썬을 활용하여 이항분포를 나타낼 수 있다.

# 1.2 Probability Distribution Overview

## 확률분포의 정의

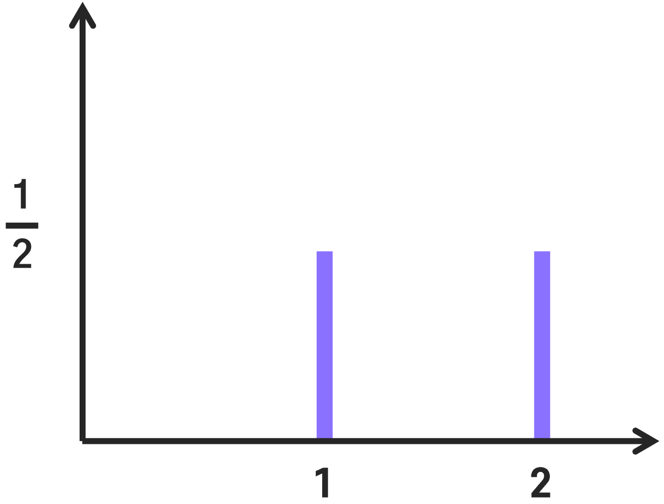
확률분포는 확률변수가 가질 수 있는 모든 가능한 값과 그 값들이 발생할 확률을 나타낸 것을 의미함

일반적으로 확률분포는 표나 그래프 표상으로 나타냄

# 1.2 Probability Distribution Overview

## 확률분포의 정의

동전을 던지는 경우의 확률분포




[확률분포도]

| 사건 | 1 | 2 |
|---|---|---|
| 확률 | $\frac{1}{2}$ | $\frac{1}{2}$ |

[확률분포표]

# 1.3 Uniform Distribution

## 균등분포

확률변수가 특정 구간 내에서 동일한 확률로 모든 값을 가질 수 있는 분포를 의미함

- 변수의 특성에 따라서 이산 균등분포와 연속 균등분포로 구분할 수 있음

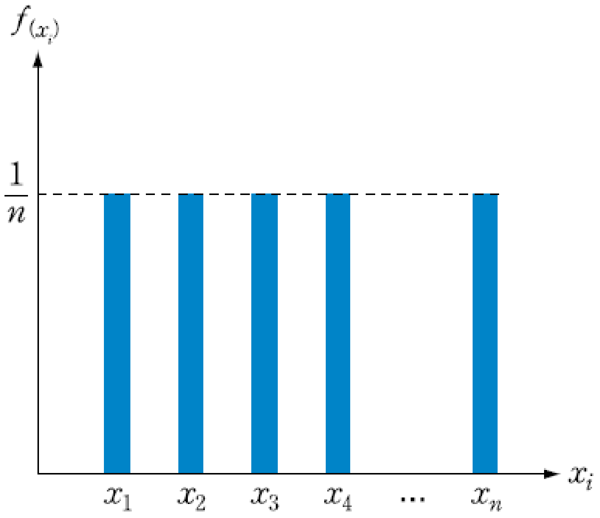
# 1.3 Uniform Distribution

## 이산 균등분포

이산 확률변수가 가질 수 있는 몇 가지 가능한 값들이 동일한 확률로 나타나는 확률분포를 의미함

확률변수가 $x_1, x_2, \cdots, x_n$으로 $n$개일 때, $x_i$의 확률은 $\frac{1}{n}$

확률변수 $X$의 확률함수는 $f_X(x) = \frac{1}{n}$



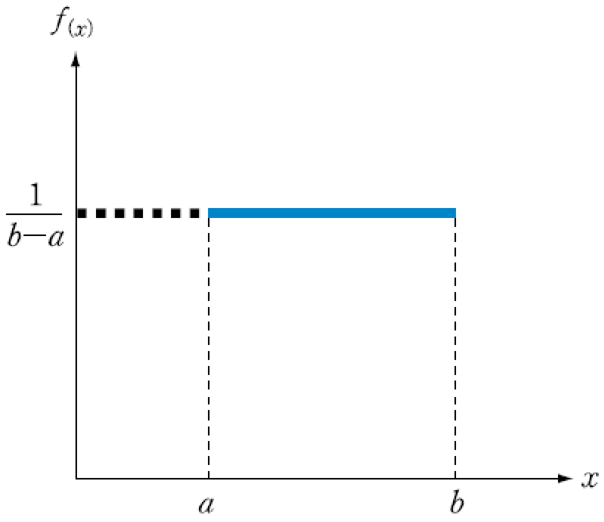

[1] 노경섭 (2021), 제대로 시작하는 기초통계학 2판, 서울: 한빛아카데미(주).

# 1.3 Uniform Distribution

## 연속 균등분포

연속 확률변수가 특정 구간 내에서 동일한 확률함수를 가지는 분포를 의미함

확률변수 $X$가 $a$와 $b$구간에서 균등분포를 가질 때,
확률변수 $X$의 확률함수는 $\frac{1}{b-a}\,(a \le x \le b)$




[1] 노경섭(2021), 제대로 시작하는 기초통계학 2판, 서울: 한빛아카데미(주).

# 1.3 Uniform Distribution

## 연속 균등분포

예시

스톱워치를 작동시킨 후 편안히 잠을 자고 일어나서
시계를 확인했을 때, 분침과 상관없이 초침이
45~55 사이에 있을 확률을 구하시오.

$$\therefore P(45 \le X \le 55) = (55 - 45) \times \frac{1}{60} = \frac{1}{6}$$

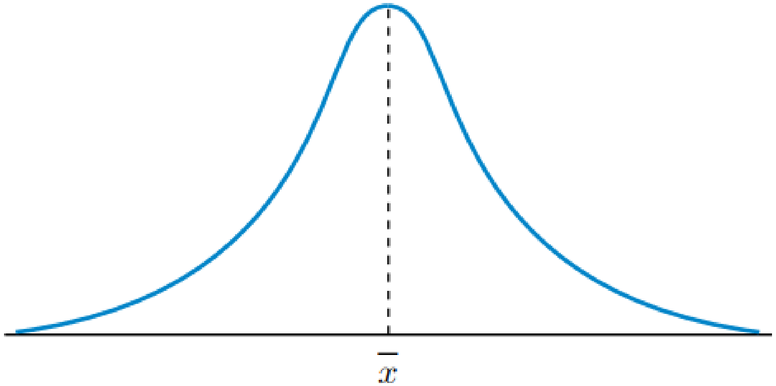
[1] 노경섭 (2021), 제대로 시작하는 기초통계학 2판, 서울: 한빛아카데미(주).

# 1.4 Normal Distribution

## 정규분포

표본분포 중 가장 단순하면서 많이 나타나는 형태의 분포

- 어떤 사건이 일어난 빈도(frequency)를 계산하여 그래프로 나타내면 중심(평균)을 기준으로 좌우가 대칭되는 분포가 그려짐(∵ 중심극한정리)



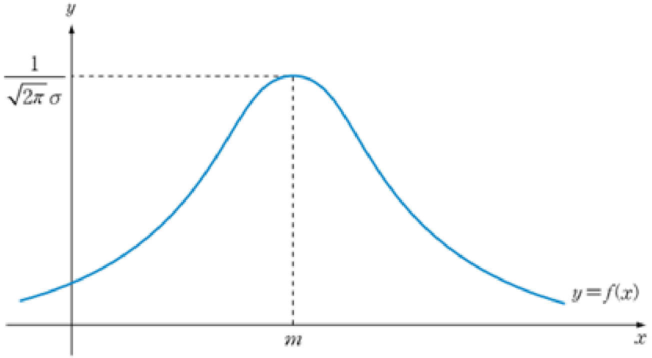

[1] 노경섭 (2021), 제대로 시작하는 기초통계학 2판, 서울: 한빛아카데미(주).

# 1.4 Normal Distribution

## 정규분포

평균이 $m$, 분산이 $\sigma^2$인 정규분포의 확률함수는 $e = 2.71828\ldots$인 무리수를 사용하여

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \cdot e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}} \quad (-\infty < x < \infty)$$



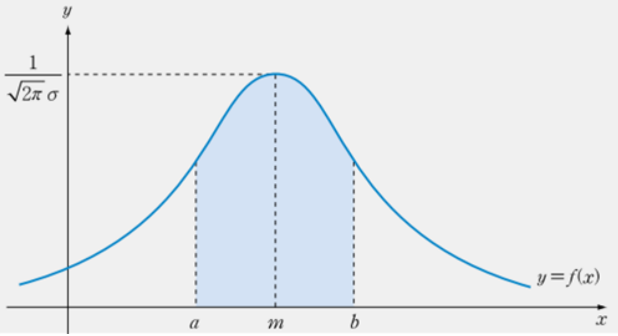

[1] 노경섭 (2021), 제대로 시작하는 기초통계학 2판, 서울: 한빛아카데미(주).

# 1.4 Normal Distribution

## 정규분포의 성질

정규분포의 성질은 다음과 같음

1. 어떤 실수 $x$에 대해 $f(x) > 0$
2. 분포곡선은 평균 $m$을 기준으로 좌우대칭
3. 곡선과 $x$축 사이의 넓이는 1
4. 곡선 내 임의의 $a, b$가 $a < b$일 때 $a$와 $b$에 속할 확률 $P(a \le X \le b)$는 $a, b$와 곡선 사이의 넓이와 같다.




[1] 노경섭(2021), 제대로 시작하는 기초통계학 2판, 서울: 한빛아카데미(주).

# 1.4 Normal Distribution

## 표준정규분포

일반적으로 정규분포를 활용하여 결과를 도출하는 것에는 문제가 없음

하지만 대다수의 연구나 조사에서는 복잡한 관계를 분석하는 경우가 대부분이므로,
여러가지 특성에 대한 분석 결과들을 서로 비교할 수 있도록 만드는 과정이 필요함

즉, 서로 다른 정규분포들을 비교하기 위해 **평균이 0, 표준편차는 1을 기준으로 각각의 정규분포들을 표준화한 표준정규분포**를 사용하게 됨

**정규분포** $N(\mu, \sigma^2)$ → **표준화** $Z = \dfrac{X - \mu}{\sigma}$ → **표준정규분포** $N(0, 1)$

# 1.4 Normal Distribution

## 표준정규분포

확률변수 $X$가 정규분포 $N(\mu,\sigma^2)$을 따를 때, 새로운 확률변수 $\frac{x-\mu}{\sigma} = z$로 변환하면,
표준정규분포에 대한 확률함수는 다음과 같음

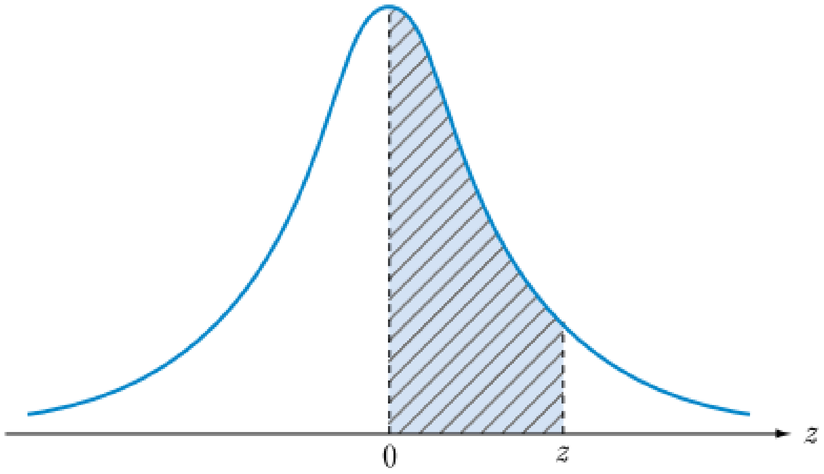
$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{z^2}{2}} \quad (-\infty < x < \infty)$$

# 1.4 Normal Distribution

## 표준정규분포

확률변수 $Z$의 값이 $(0, z)$에 속할 확률은 아래의 넓이와 같음

즉, $P(0 \leq Z \leq z)$




[1] 노경섭 (2021), 제대로 시작하는 기초통계학 2판, 서울: 한빛아카데미(주).

# 1.4 Normal Distribution

## 표준정규분포

정규분포를 표준화하여 평균과 분산을 구하는 과정은 다음과 같음

정규분포 $N(\mu, \sigma^2)$인 확률변수 $X$를 표준정규분포인 $N(0, 1)$이 되는 $z = \dfrac{X-\mu}{\sigma}$로 변환하여 표준화하면 서로 다른 대상을 쉽게 비교할 수 있다.

**[참고]**

표준화하여 (평균)$=0$, (분산)$=1$이 되는 과정을 수식으로 나타내면 다음과 같다.[4]

$$
\begin{aligned}
E(z) &= E\left(\frac{\overline{X}-m}{\sigma}\right) \\
&= \frac{1}{\sigma}E(\overline{X}) - \frac{m}{\sigma} \\
&= \frac{m}{\sigma} - \frac{m}{\sigma} = 0
\end{aligned}
$$

$$
\begin{aligned}
V(z) &= V\left(\frac{\overline{X}-m}{\sigma}\right) \\
&= \frac{1}{\sigma^2}V(\overline{X}) \\
&= \frac{1}{\sigma^2} \cdot \sigma^2 = 1
\end{aligned}
$$

[1] 노경섭(2021), 제대로 시작하는 기초통계학 2판, 서울: 한빛아카데미(주).

# 1.4 Normal Distribution

## 정규분포 실습 코드

정규분포 생성 코드

- mu, sigma = 0, 0.1 : mu는 정규분포의 평균값을 나타내며, 여기서는 0, sigma는 정규분포의 표준편차를 나타내며 여기서는 0.1
- s = np.random.normal(mu, sigma, 1000): np.random.normal 함수는 주어진 평균 mu와 표준편차 sigma를 가지는 정규분포에서 1000개의 무작위 샘플을 생성
- count, bins, ignored = plt.hist(s, 30, density=True): plt.hist 함수는 s를 통해 생성된 데이터의 히스토그램을 그림, 30은 히스토그램의 바의 개수를 나타냄, density=True는 히스토그램의 면적이 1이 되도록 정규화 함
- plt.plot(bins, 1/(sigma*np.sqrt(2*np.pi))*np.exp(-(bins-mu)**2/(2*sigma**2)), linewidth=2, color='r'): 해당 코드는 정규분포의 함수를 계산하여 히스토그램 위에 빨간색 선으로 그림

# 1.5 Binomial Distribution

## 베르누이 시행

서로 반대되는 사건이 일어나는 시행을 반복적으로 실험하는 것

서로 반대되는 사건이란 반드시 두 가지만 존재하며 동시에 일어나지 않는 배타적인 사건을 의미함

- 동전 던지기

[1] 노경섭 (2021), 제대로 시작하는 기초통계학 2판, 서울: 한빛아카데미(주).

ai tech edu.

# 1.5 Binomial Distribution

## 베르누이 분포

베르누이 시행을 확률분포로 나타낸 것

성공 확률을 $p(x=1$ 경우)라 할 때,
실패 확률은 $1-p(x=0$ 경우)로 가정

# 1.5 Binomial Distribution

## 베르누이 분포

베르누이 분포의 평균과 분산은 다음과 같음

$$\mu = E(X) = 1 \cdot p + 0 \cdot (1 - p) = p$$

$$\begin{aligned}\sigma^2 &= Var(X) = E(X^2) - \{E(X)\}^2 \\ &= 0^2 \cdot p^0(1-p)^{1-0} + 1^2 \cdot p^1(1-p)^{1-1} - p^2 \\ &= p - p^2 = p(1-p)\end{aligned}$$

# 1.5 Binomial Distribution

## 이항분포

연속적인 베르누이 시행을 통해 표현된 확률분포

서로 독립적인 베르누이 시행을 $n$회 반복하여 성공한 횟수를 $X$라 할 때,
성공한 $X$의 확률분포를 이항분포라 함

# 1.5 Binomial Distribution

## 이항분포

이항분포의 평균과 분산은 다음과 같음

$$\mu = np$$
$$\sigma^2 = np(1-p)$$

성공 확률 $p$에 대하여
베르누이 시행을 $n$회 반복한 이항분포를
$X \sim B(n,p)$와 같이 표현함

# 1.5 Binomial Distribution

## 이항분포 확률의 계산

이항분포의 확률은 $n$번의 시행에서 성공확률$(p)$이 $r$번 나타날 확률이므로,
$n$번의 시행에서 $r$번 관찰되는 것으로 표현 가능함

$n$번의 시행에서 $r$번 성공할 확률과 $n-r$번의 실패할 확률을 곱하면,
이항분포의 확률함수는

$$P(X = r) = \frac{n!}{r! \cdot (n-r)!} \cdot p^r \cdot (1-p)^{(n-r)}$$

# 1.5 Binomial Distribution

## 이항분포 문제

S선수가 패널티킥을 차면 5번 중 4번을 성공한다고 한다.
S 선수가 10번을 차서 7번을 성공할 확률을 구하시오.

$$P(X = 7) = \frac{10!}{7! \cdot (10-7)!} \cdot 0.8^7 \cdot 0.2^3 = 0.2013$$

성공확률은 이므로 20.13%이다.

# 1.5 Binomial Distribution

## 이항분포 실습 코드

이항분포 생성 코드

- np.random.binomial(n=10, p=0.7, size=1000): 이항분포로부터 무작위 샘플의 생성, n은 시행에서의 시도횟수는 10, 시도에서 성공할 확률은 0.7, 샘플의 크기는 1000
- sns.distplot(np.random.binomial(n=10, p=0.7, size=1000), hist=True, kde=False): sns.distplot 함수는 데이터의 분포를 시각화함

# 학습퀴즈

1 연속 균등분포는 특정 범위 내에서 모든 확률함수가 동일한 분포이다.

O X

# 학습퀴즈

1 연속균등분포는 특정 범위 내에서 모든 확률함수가 동일한 분포이다.

O X

해설

연속 균등분포는 특정 범위 내에서 모든 확률함수가 동일하다.

# 학습퀴즈

2 정규분포의 곡선은 평균 $m$을 기준으로 좌우대칭이다.

O X

# 학습퀴즈

## 2 정규분포의 곡선은 평균 $m$을 기준으로 좌우대칭이다.

O X

**해설**

정규분포의 곡선은 평균 $m$을 기준으로 좌우대칭이다.

# 1.6 Learning Summary

## 학습 정리

확률분포는 확률변수가 가질 수 있는 모든 가능한 값과 그 값들이 발생할 확률을 나타낸 것을 의미한다.

확률변수가 특정 구간 내에서 동일한 확률로 모든 값을 가질 수 있는 분포를 의미한다.

베르누이 시행이란 서로 반대되는 사건이 일어나는 시행을 반복적으로 실험하는 것을 의미한다.

이항분포란 연속적인 베르누이 시행을 통해 표현된 확률분포를 말한다.

# End of Document

# Thank you

[Statistics]

# Underlying & Sampling Distribution

오영석

고려사이버대학교 AI·데이터과학부 외래교수

# Contents

01

# Underlying Distribution

본 단원에서는 기저분포에 대해 학습합니다.

# 1.1 Learning objectives

1. 기저분포의 여러가지 표현에 대해 설명할 수 있다.

# 1.2 Underlying Distribution

## 기저분포의 언어적 표현

기저분포란 어떤 관찰된 데이터나 확률 변수들이 따르는 실제이자 근본적인 확률 분포를 의미함
이는 데이터가 생성된 확률 모델의 구조를 나타내며, 표본 데이터는 이 분포로부터 추출된 것이라고 가정

예) 두 개의 정육면체 주사위를 던졌을 때 나오는 확률

# 1.2 Underlying Distribution

## 기저분포의 대응표 표현

| 합 | 빈도 | 확률 |
|---|---|---|
| 2 | 1 | 1/36 |
| 3 | 2 | 2/36 |
| 4 | 3 | 3/36 |
| 5 | 4 | 4/36 |
| 6 | 5 | 5/36 |
| 7 | 6 | 6/36 |
| 8 | 5 | 5/36 |
| 9 | 4 | 4/36 |
| 10 | 3 | 3/36 |
| 11 | 2 | 2/36 |
| 12 | 1 | 1/36 |

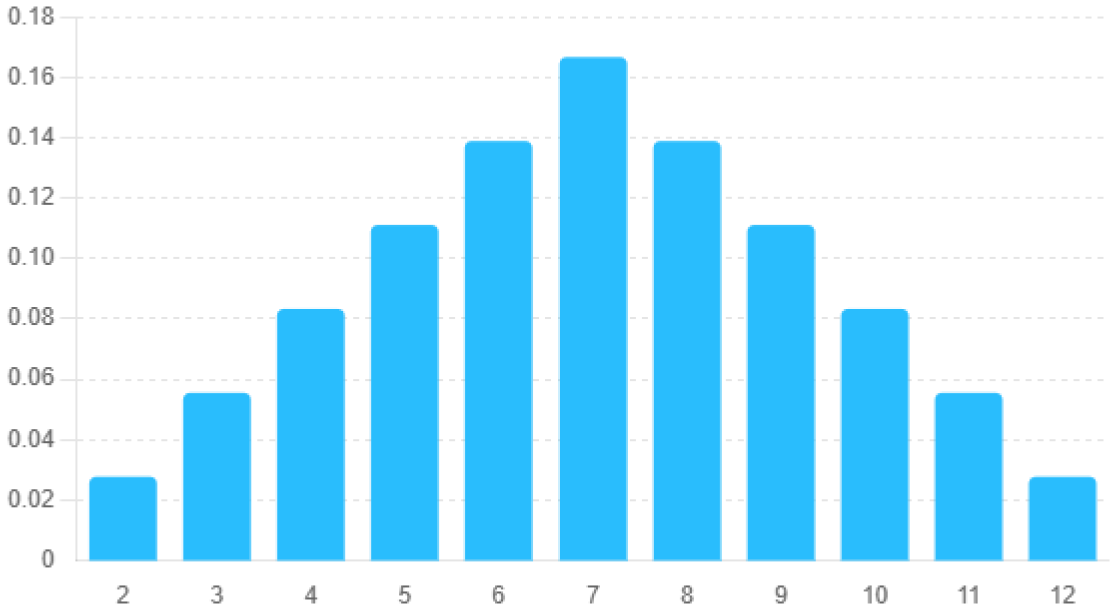
(1, 1)

(1, 6), (2, 5), (3, 4), (4, 3), (5, 2), (6, 1)

(6, 6)

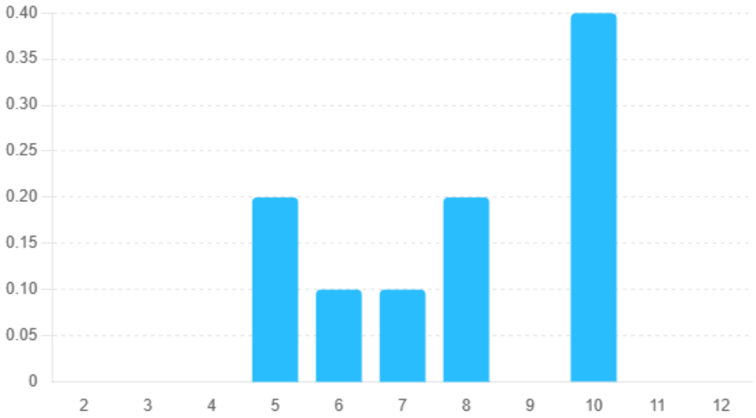
# 1.2 Underlying Distribution

## 기저분포의 그래프 표현

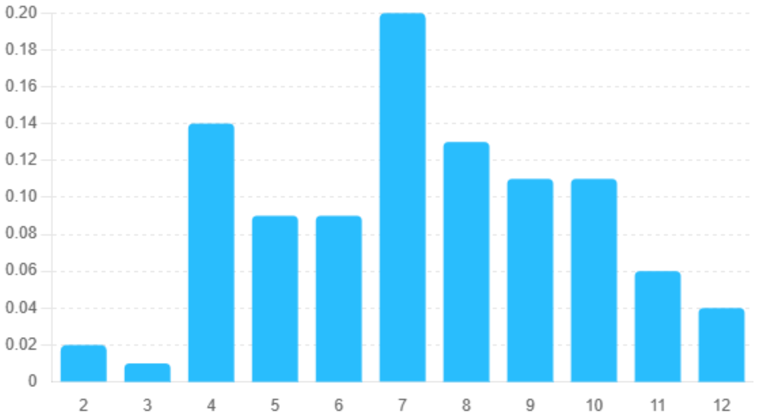


# 1.3 Frequency Distribution

## 시행횟수에 따른 확률분포의 그래프 표현



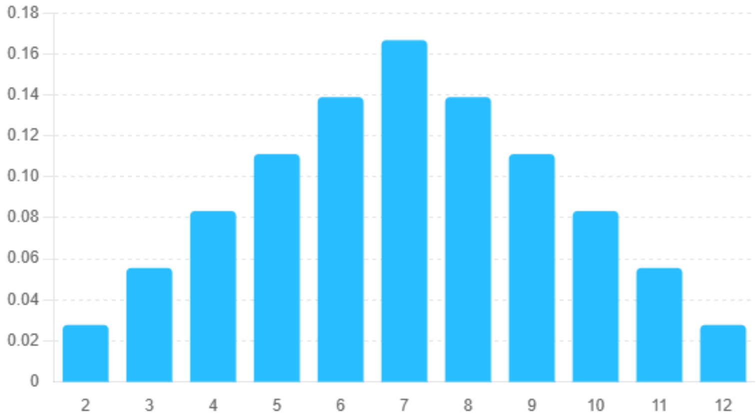

시행 횟수: 10




시행 횟수: 100

# 1.3 Frequency Distribution

## 시행횟수에 따른 확률분포의 그래프 표현




시행 횟수: 1000

02

# Sampling Distribution

본 단원에서는 표집분포에 대해 학습합니다.

# 2.1 Learning Objectives

1. 표집분포의 여러가지 표현에 대해 설명할 수 있다.
2. 표집분포의 특징에 대해 설명할 수 있다.

# 2.2 Sampling Distribution

## 표집분포의 언어적 표현

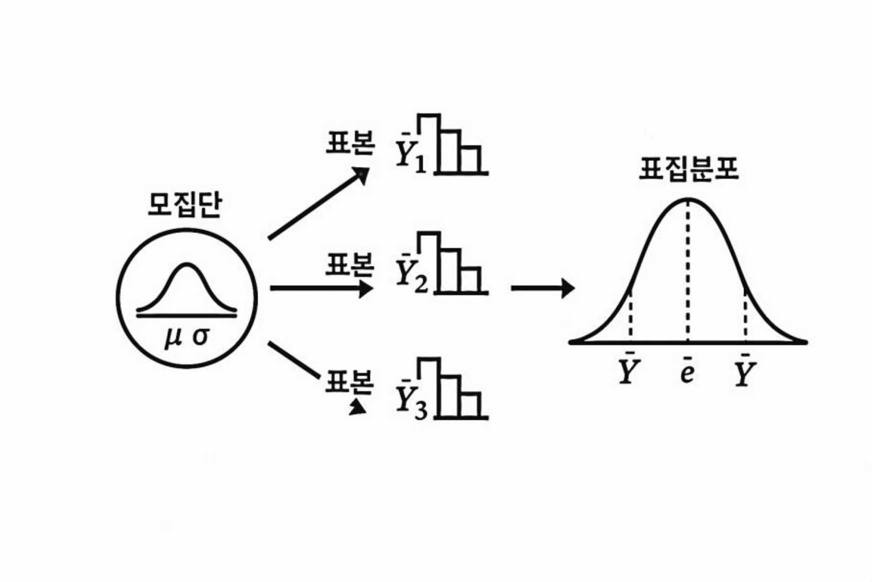
표집분포란 어떤 모집단에서 표본을 여러 번 추출해서 구한 통계량의 분포를 의미함

표본 – sample
표본추출, 표본들 – sampling
표집분포 – sampling distribution

# 2.2 Sampling Distribution

## 표집분포의 그래프 표현

표집분포란 어떤 모집단에서 표본을 여러 번 추출해서 구한 통계량의 분포를 의미함




[1] OpenAI (2025). ChatGPT (ChatGPT 4o) [Large language model]. https://chat.openai.com

# 2.2 Sampling Distribution

## 표집분포의 특징

표본 크기(n)가 증가하고 표본추출이 많아질수록, 표본 평균의 표집분포는 다음과 같은 특성을 가진다:

1. 중심극한정리
- 모집단이 정규분포가 아니더라도, 표본 크기가 충분히 크면 표본평균의 표집분포는 근사적으로 정규분포를 따름
- 일반적으로 표본 크기 $n \geq 30$이면 근사적으로 정규분포로 간주할 수 있음

2. 표집분포의 평균
- 표본평균의 표집분포의 평균은 모집단 평균과 같음

3. 표집분포의 표준오차(standard error)
- 표집분포의 표준편차는 표준오차(standard error)라고 부름
- $SE = \frac{s}{\sqrt{n}}$
- 표본들의 평균이 모집단의 평균과 얼마나 떨어져 있는가를 살펴보는 것이므로 표준편차와 다른 용어를 사용함

[1] OpenAI (2025). ChatGPT (ChatGPT 4o) [Large language model]. https://chat.openai.com

# 2.2 Sampling Distribution

## 표집분포의 예

1. 학생 10명의 시험 점수와 평균은 다음과 같음
- 시험점수: 85, 90, 78, 88, 92, 75, 80, 95, 70, 82
- 평균: 83.5

2. 표본의 크기를 3이라고 하자(3명 씩 표본을 추출). 그렇다면 다음과 같은 표본들과 평균을 얻을 수 있음
- 표본 1의 시험점수: 85, 90, 78 / 표본 1의 평균: 84.33
- 표본 2의 시험점수: 88, 92, 75 / 표본 2의 평균: 85
- 표본 3의 시험점수: 80, 95, 70 / 표본 3의 평균: 81.67
- 등등

3. 표본의 크기가 3일 때, 표집분포의 평균은 83.5

4. 표집분포의 표준오차는 다음과 같음
- 모집단의 표준편차: 약 7.53
- 표집분포의 표준오차: $\frac{7.53}{\sqrt{3}} \approx 4.35$

[1] OpenAI (2025). ChatGPT (ChatGPT 4o) [Large language model]. https://chat.openai.com

# 학습퀴즈

1 표집분포의 평균은 모집단의 평균과 같다.

O X

# 학습퀴즈

1 표집분포의 평균은 모집단의 평균과 같다.

O X

해설

표집분포의 평균은 모집단의 평균과 같다.

# 학습퀴즈

2 **표준오차는 표본표준편차와 같다.**

O X

# 학습퀴즈

## 2 표준오차는 표본표준편차와 같다.

O X

**해설**

표준오차는 표본표준편차를 표본의 크기의 제곱근으로 나눈 것이다.

# 2.3 Learning Summary

## 학습 정리

기저분포란 어떤 관찰된 데이터나 확률 변수들이 따르는 실제이자 근본적인 확률 분포를 의미한다.
이는 데이터가 생성된 확률 모델의 구조를 나타내며, 표본 데이터는 이 분포로부터 추출된 것이라고 가정한다.

표집분포란 어떤 모집단에서 표본을 여러 번 추출해서 구한 통계량의 분포를 의미한다.

# End of Document

# Thank you