

Contents

Chapter 6 확률분포

6.2 확률변수

6.3 이산확률변수와 확률분포

6.4 확률분포의 기댓값(평균)과 표준편차

6.5 두 확률변수의 확률분포

6.6 공분산과 상관계수



Chapter 6 확률분포

01 확률변수

- 확률변수 (Random variable)

: 각각의 근원사건들에 실수값을 대응시키는 함수, 표본공간에서 정의된 실수로의 함수
 X, Y, \dots 등으로 표시

$$X : \Omega \rightarrow R$$

예) 동전을 2번 던지는 실험 : $\Omega = \{HH, HT, TH, TT\}$

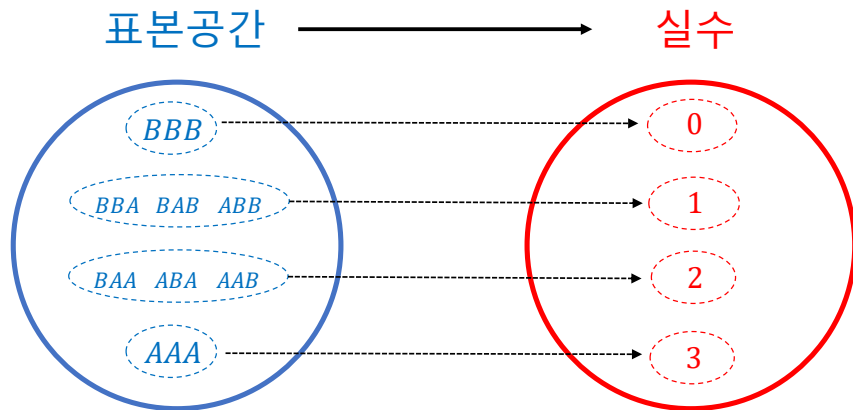
예) 주사위를 던지는 실험 : $\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$

- ① 이산확률변수 : 확률변수가 가질 수 있는 값들이 유한하거나 무한하더라도 셀 수 있는 경우
- ② 연속확률변수 : 연속적인 구간에 속하는 모든 값을 다 가질 수 있는 경우

< 무조건 각각의 근원사건에
서로 다른 실수 값을 대응시킬
필요는 없다. >

Chapter 6 확률분포

예제1) 확률변수 X : 3명 중에서 A 회사 제품의 승용차를 소유한 사람의 수



$$P(X = 0) = \frac{1}{8}, P(X = 1) = \frac{3}{8}, P(X = 2) = \frac{3}{8}, P(X = 3) = \frac{1}{8}$$

- 2.1, 2.2

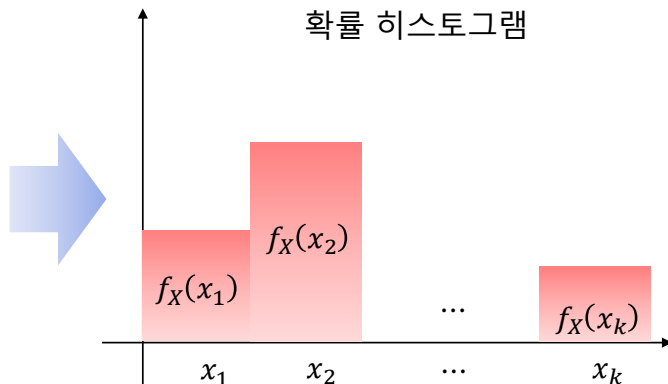
Chapter 6 확률분포

02 이산확률변수와 확률분포

- 확률분포(Probability distribution)
: 확률변수가 갖는 값들과 그에 대응하는 확률값을 나타낸 것으로 나열된 표나 수식으로 표현
(보통은 확률변수 X 의 분포라고 한다)
- 확률질량함수 (확률함수)
: $f_X(x_i) = P(X = x)$
모든 x_i 에 대해 $0 \leq f_X(x_i) \leq 1$ 이고 $\sum f_X(x_i) = 1$ 를 만족

확률분포(표)

X	$f_X(x) = P(X = x)$
x_1	$f_X(x_1)$
x_2	$f_X(x_2)$
\vdots	\vdots
x_k	$f_X(x_k)$
합계	1



Chapter 6 확률분포

- 확률분포표의 예시

동전을 2번 던지기

X	$f_X(x) = P(X=x)$
0	1/4
1	1/2
2	1/4
합계	1

X : 동전을 던졌을 때,
앞면이 나오는 횟수

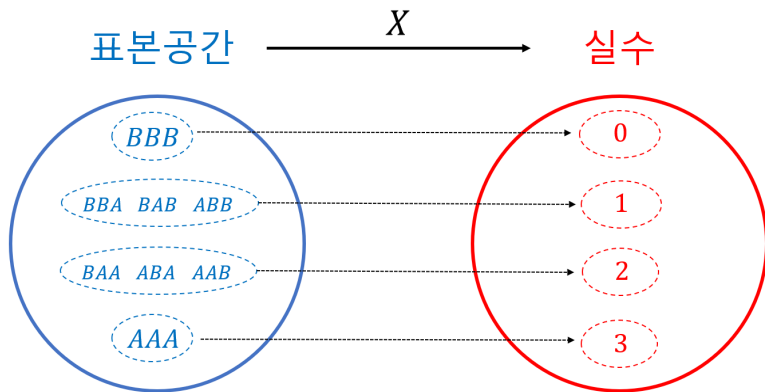
해당 함수 과라 리라는
확률 변수 임, 이라는 뜻.
각각의 확률 변수들이
앞면이 나올 때까지 동전 던지기
연속적으로 들어온다는 뜻.

X	$f_X(x) = P(X=x)$
1	1/2
2	1/4
3	1/8
4	1/16
\vdots	\vdots
합계	1

X : 동전을 던지는 횟수.

Chapter 6 확률분포

- 예제 3) 확률변수 X : 세 명 중 구두를 구매한 학생의 수



X	$f_X(x) = P(X = x)$
0	$\frac{1}{8} \leftarrow 0\text{명이 구매한 확률}$
1	$\frac{3}{8} \leftarrow 1\text{명이 구매한 확률}$
2	$\frac{3}{8} \leftarrow 2\text{명이 구매한 확률}$
3	$\frac{1}{8} \leftarrow 3\text{명이 구매한 확률}$
X	
합계	1

- 예제 4
- 예제 5
- 3.1, 3.20

Chapter 6 확률분포

03 확률분포의 기댓값과 표준편차

- 기댓값 (Random variable) : 확률분포의 모평균 (모집단의 평균)

$$\begin{aligned} E(X) &= \mu_x \approx \mathcal{M}_x. \\ &= \sum (\text{확률변수가 취하는 값}) \times (\text{그 값을 가질 확률}) \\ &= \sum x_i \times P(X = x_i) = \sum x_i \times f_X(x_i) \end{aligned}$$

X	$f_X(x) = P(X = x)$
0	1/8
1	3/8
2	3/8
3	1/8
합계	1



$xf_X(x)$
$0 \cdot 1/8$
$1 \cdot 3/8$
$2 \cdot 3/8$
$3 \cdot 1/8$
$\mu_X = 1.5$

$$\begin{aligned} E(X) &= \sum x_i \times f_X(x_i) \\ &= 0 \cdot \frac{1}{8} + 1 \cdot \frac{3}{8} + 2 \cdot \frac{3}{8} + 3 \cdot \frac{1}{8} = 1.5 \end{aligned}$$

($\therefore E(X) = 1.5$ $\mathcal{M}_x = 1.5$)

Chapter 6

확률분포

결국, 분산은 표준편차를 구하기 위해 어쩔 수 없이 구해야 하는 것이다.
(분산은 살짝 찌리 느낌이 든다.)

- 분산 (Variance) : 확률분포의 모분산 (모집단의 분산)
모평균으로부터의 편차 제곱의 기대값으로 정의됨

$$Var(X) = \sigma_X^2 = \sum (x_i - \mu_X)^2 \times f_X(x_i)$$

- 분산의 계산식

$$Var(X) = E(X^2) - (E(X))^2 = \sum x_i^2 f_X(x_i) - \mu_X^2$$

- $E(X - \mu_X)^2 = E(X^2 - 2\mu_X X + \mu_X^2) = E(X^2) - 2\mu_X E(X) + \mu_X^2 = E(X^2) - \mu_X^2$

- 표준편차 (Standard Deviation) : 확률분포의 모표준편차 (모집단의 표준편차)
모분산의 양의 제곱근

모집단 내 편차들의
기대값

$$sd(X) = +\sqrt{Var(X)} = \sigma_X$$

- 예제 8

Chapter 6 확률분포

- 예제 9

X	$f_X(x)$ $= P(X = x)$	$xf_X(x)$	$X - \mu_X$	$(X - \mu_X)^2$	$(X - \mu_X)^2 f_X(x)$	$x^2 f_X(x)$
0	0.1	0	-2	4	0.4	0
1	0.2	0.2	-1	1	0.2	0.2
2	0.4	0.8	0	0	0	1.6
3	0.2	0.6	1	1	0.2	1.8
4	0.1	0.4	2	4	0.4	1.6
합계	1.0	$2.0 = \mu_X$	0	10	$1.2 = \sigma_X^2$	5.2

$$\sum (x_i - \mu_X)^2 \times f_X(x_i) = 1.2, E(X^2) - \mu_X^2 = 5.2 - 4 = 1.2$$

- 4.1, 4.5, 4.6, 4.11, 4.12

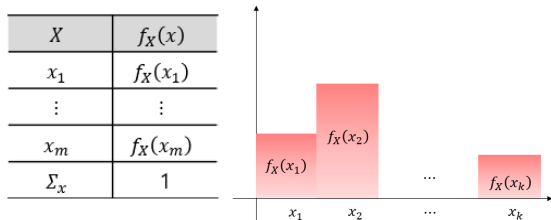
Chapter 6 확률분포

- 통계적추론과 확률분포

통계적 추론을 위해서는 먼저 모집단에 대해 분포가정을 해야 한다.

예) 어떤 자료(변수 X)가 "OO한 확률분포를 따른다" 라고 가정하는 것.

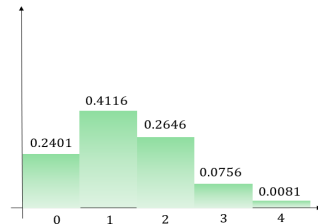
모집단의 확률분포
(참 확률분포)



모집단의 중심위치의 척도 : μ_X
 모집단의 퍼진정도의 척도 : σ_X^2 (또는, σ_X)

※ 이렇게 모집단의 특성을 나타내는 값을 **모수**
 (parameter)라고 함

표본으로부터 얻어진
(모집단에 대한) 추정된 확률분포



표본의 중심위치의 척도 : \bar{X}
 표본의 퍼진정도의 척도 : S_X^2 (또는, s_X)

※ **모수**에 대한 추론을 위해 표본으로부터 계산
 되는 양을 **통계량**(statistic)라고 함

04 두 확률변수의 결합분포

- 확률변수 X 와 Y 의 결합확률분포(Joint probability distribution)
: X 가 취하는 값과 Y 가 취하는 값의 각 쌍에 대응되는 확률

For $X = (x_1, \dots, x_m)$, $Y = (y_1, \dots, y_n)$, $i = (1, \dots, m)$, $j = (1, \dots, n)$

$$f(x_i, y_j) = P(X = x_i, Y = y_j)$$

	y_1	y_2	\dots	y_n
x_1	$f(x_1, y_1)$	$f(x_1, y_2)$	\dots	$f(x_1, y_n)$
x_2	$f(x_2, y_1)$	$f(x_2, y_2)$	\dots	$f(x_2, y_n)$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
x_m	$f(x_m, y_1)$	$f(x_m, y_2)$	\dots	$f(x_m, y_n)$

Chapter 6

확률분포

$$X = \{x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_n\}$$

- X 와 Y 의 주변확률분포(Marginal probability distribution)
: X 와 Y 의 결합확률분포로부터 다음의 식으로 계산된 개별 확률변수 X, Y 의 확률분포

$$f_X(x_i) = P(X = x_i) = \sum_{y \rightarrow y=1,2,3,\dots,n} f(x_i, y_j), \quad f_Y(y_j) = P(Y = y_j) = \sum_x f(x_i, y_j)$$

	y_1	y_2	\dots	y_n	Σ_x
x_1	$f(x_1, y_1)$	$f(x_1, y_2)$	\dots	$f(x_1, y_n)$	$f_X(x_1)$
x_2	$f(x_2, y_1)$	$f(x_2, y_2)$	\dots	$f(x_2, y_n)$	$f_X(x_2)$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
x_m	$f(x_m, y_1)$	$f(x_m, y_2)$	\dots	$f(x_m, y_n)$	$f_X(x_m)$
Σ_y	$f_Y(y_1)$	$f_Y(y_2)$	\dots	$f_Y(y_n)$	1



X	$f_X(x)$
x_1	$f_X(x_1)$
\vdots	\vdots
x_m	$f_X(x_m)$
Σ_x	1



Y	$f_Y(y)$
y_1	$f_Y(y_1)$
\vdots	\vdots
y_n	$f_Y(y_n)$
Σ_y	1

Chapter 6 확률분포

• 예제 11

	$y = 0$	1	2	3
$x = 0$	0.05	0.05	0.10	0.00
1	0.05	0.10	0.25	0.10
2	0.00	0.15	0.10	0.05

$P(X > Y)$

	$y = 0$	1	2	3
$x = 0$				
1	0.05			
2	0.00	0.15		

$p(x)$

X	$f_X(x)$
0	0.2
1	0.3
2	0.5
Σ_x	1

$p(y)$

Y	$f_Y(y)$
1	0.1
2	0.3
3	0.45
4	0.15
Σ_y	1

$P(X + Y = 3)$

	$y = 0$	1	2	3
$x = 0$				0.00
1			0.25	
2		0.15		

- 확률변수 X 와 Y 의 결합확률분포로부터 X 와 Y 로 이루어지는 "새로운 확률변수 Z "에 대한 확률분포를 계산할 수 있음

$$P(Z = X + Y)$$

	0	1	2	3	4	5	Σ_z
$f_Z(z)$	0.05	0.10	0.20	0.40	0.20	0.05	1

$$E(Z) = \sum z_i \times f_Z(z_i) = 2.75$$

Chapter 6 확률분포

- 두 확률변수의 합에 대한 기댓값

$$E(X) = \sum x_i \times f_X(x_i) \text{ and } f_X(x) = \sum_y f(x_i, y_j)$$

~~*~~

$$\begin{aligned} E(a + bX + cY) &= \sum_x \sum_y (a + bx_i + cy_j) f(x_i, y_j) \\ &= a + b \sum_x \sum_y x_i f(x_i, y_j) + c \sum_x \sum_y y_j f(x_i, y_j) \\ &= a + b \sum_x x_i \sum_y f(x_i, y_j) + c \sum_y y_j \sum_x f(x_i, y_j) \\ &= a + b \sum_x x_i f_X(x_i) + c \sum_y y_j f_Y(y_j) = a + b \cdot E(X) + c \cdot E(Y) \end{aligned}$$

- 4.1, 4.5, 4.6, 4.11, 4.12

관계의 '세기'는 알 수 없다!

시(형)이 잘 나온다.

~~*~~ $\underline{E(X+Y) = E(X) + E(Y)}$

Chapter 6

확률분포

05 공분산과 상관계수

- 공분산 (Covariance) : 두 확률변수의 선형관계의 정도를 측정한 값

$$\begin{aligned} \text{Cov}(X, Y) &= E(X - \mu_X)(Y - \mu_Y) = E(XY - \mu_Y X - \mu_X Y + \mu_X \mu_Y) \\ &= E(XY) - \mu_Y E(X) - \mu_X E(Y) + \mu_X \mu_Y \end{aligned}$$

$$E(XY) = \sum_x \sum_y x_i y_j f(x_i, y_j)$$

예제 12

	y = 0	1	2	3	Σ_x
x = 0	0.05	0.05	0.10	0.00	0.20
1	0.05	0.10	0.25	0.10	0.50
2	0.00	0.15	0.10	0.05	0.30
Σ_y	0.10	0.30	0.45	0.15	1.00

x가 커질 때 y가 커지는 경우 (x) 커와 움직이기 관계)
x가 커질 때 y가 작아지는 경우 (x) 기랄 하는 사람과 성격의 관계)

$$Z(x) \Rightarrow \text{상수일!!!}$$

$$E(x) \Leftrightarrow \mu_x, \sigma_x$$

$$E(\text{특징상수}) = \text{특징상수}$$

$$= E(XY) - \mu_X \mu_Y$$

$$\begin{aligned} &0 \times 0 \times f(0,0) + 0 \times 1 \times f(0,1) + 1 \times 0 \times f(1,0) + \dots \\ &+ 2 \times 3 \times f(2,3) = 1.9 \end{aligned}$$

$$E(XY) = \sum_x \sum_y x_i y_j f(x_i, y_j) = 1.9$$

$$E(X) = \sum_x x_i f_X(x_i) = 1.10$$

$$E(Y) = \sum_y y_i f_Y(y_i) = 1.65$$

$$\leftarrow P(X=0)$$

$$\leftarrow P(X=1)$$

$$\leftarrow P(X=2)$$

$$\leftarrow P(Y=0) \quad \leftarrow P(Y=1) \quad \leftarrow P(Y=2) \quad \leftarrow P(Y=3)$$

Chapter 6 확률분포

~~$$\text{Cov}(aX, bY) = ab \cdot \text{Cov}(X, Y)$$~~

$$E(X^2) - \{E(X)\}^2$$

$$\text{Var}(X) = E(X - \mu_X)(X - \mu_X) = \text{Cov}(X, X)$$

$$E(X^2) - E(X) \cdot E(X) = E(X^2) - \{E(X)\}^2$$

$$\begin{aligned} \text{Var}(aX + b) &= E\{(aX + b) - E(aX + b)\}\{(aX + b) - E(aX + b)\} \\ &= E[a(X - \mu_X)][a(X - \mu_X)] = a^2 \cdot E(X - \mu_X)(X - \mu_X) = a^2 \cdot \text{Var}(X) \end{aligned}$$

< 단항식 문제 >

$$\begin{aligned} \text{Cov}(aX + b, cY + d) &= E\{(aX + b) - E(aX + b)\}\{(cY + d) - E(cY + d)\} \\ &= E[a(X - \mu_X)][c(Y - \mu_Y)] = ac \cdot E(X - \mu_X)(Y - \mu_Y) = \underline{ac \cdot \text{Cov}(X, Y)} \end{aligned}$$

단항식 문제의 분산과 같은 식임!!

$$-\infty < \text{Cov}(X, Y) < +\infty \text{ and } \text{Var}(X) \geq 0$$

222

$$\begin{aligned} \text{Var}(X \pm Y) &= E((X \pm Y) - E(X \pm Y))^2 = E((X - \mu_X) \pm (Y - \mu_Y))^2 \\ &= E(X - \mu_X)^2 + E(Y - \mu_Y)^2 \pm 2 \cdot E(X - \mu_X)(Y - \mu_Y) \\ &= \text{Var}(X) + \text{Var}(Y) \pm 2 \cdot \text{Cov}(X, Y) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Ex. Cov}(2X + 3Y, X - Y) &= \begin{cases} \text{Cov}(2X, X) + \text{Cov}(3Y, X) + \text{Cov}(2X, -Y) \\ + \text{Cov}(3Y, -Y) \end{cases} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= 2 \cdot \text{Var}(X) + 3 \cdot \text{Cov}(X, Y) - 2 \cdot \text{Cov}(X, Y) - 3 \cdot \text{Var}(Y) \\ &= 2 \cdot \text{Var}(X) + \text{Cov}(X, Y) - 3 \cdot \text{Var}(Y) \end{aligned}$$

< 4 세로와 한 세로씩 >

Chapter 6 확률분포

$$= 2 \cdot \text{Var}(X) - 3\text{Var}(Y) + \text{Cov}(X, Y)$$

- (모) 상관계수 (Correlation coefficients) :

두 확률변수의 선형관계를 상대적인 값으로 나타낸 것

$\text{Cov}(X, Y)$ 에 대한 값을 기호!!

\Leftrightarrow '-1'로 나올 것과 같다. (포근화)

$$\text{Corr}(X, Y) = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \rho_{X, Y}, \quad -1 \leq \rho_{X, Y} \leq 1$$

두 변수의 공분산을 두 변수의 표준편차 곱으로 나눈 것이다.

상수의 영향을 받지 않음! (곱해진 상수의 부호지만 영향을 받는다.)

"a.c"

$$\begin{aligned} \text{Corr}(aX+b, cY+d) &= \frac{\text{Cov}(aX+b, cY+d)}{\sqrt{\text{Var}(aX+b)} \cdot \sqrt{\text{Var}(cY+d)}} \\ &= \frac{ac \cdot \text{Cov}(X, Y)}{|a| \sigma_X \cdot |c| \sigma_Y} = \frac{ac}{|a||c|} \cdot \rho_{X, Y} \end{aligned}$$

6.1, 6.4

이전 강의 상관계수는 종본집단 간의 상관계수이고
지금의 "모집단" 간의 상관계수이다.

→ 양의 관계의 강도와 음의 관계의 강도까지 알 수 있다!

Chapter 6 확률분포

06 두 확률변수의 독립성

확률과 통계에서

‘독립’이라는 개념이 성립하면,
제안이 상대적으로 쉬워진다.

- 두 사건 A 와 B 가 서로 독립:

$$P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B)$$

- 두 확률변수 X 와 Y 가 서로 독립: (x, y 가 서로 독립일 때,)

$$P(X = x_i, Y = y_j) = P(X = x_i) \cdot P(Y = y_j)$$

$$\leftrightarrow f(x_i, y_j) = f_X(x_i) \cdot f_Y(y_j)$$

for all (x_i, y_j)

- 예제 13

Chapter 6 확률분포

If $X \perp Y$, then

두 확률변수 X, Y 가 독립이라면,

$$\textcircled{1} E(XY) = \sum_x \sum_y x_i y_j f(x_i, y_j) = \sum_x \sum_y x_i y_j f_X(x_i) \cdot f_Y(y_j) \\ = \sum_x x_i f_X(x_i) \cdot \sum_y y_j f_Y(y_j) = E(X) \cdot E(Y)$$

$$\textcircled{2} \text{Cov}(X, Y) = E(XY) - \mu_X \mu_Y = 0 \text{ and } \text{Corr}(X, Y) = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = 0$$

$$\textcircled{3} \text{Var}(X \pm Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y) \pm 2 \cdot \text{Cov}(X, Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y)$$

두 확률변수가 독립이면 공분산과 상관계수는 0이다.

공분산과 상관계수는 0이라고 해서 두 확률변수가 반드시 독립은 아니다.

- 예제 14
- 7.1

필요충분 조건의 관계가 아니다!!!

반대는 무조건 성립 X

무조건 '+'로 바뀐다!!!