

# 확률사상들의 독립성과 배반성 및 확률변수들의 독립성과 무상관성에 대하여

한양대학교 수학과 장인홍  
서경대학교 수리정보통계학부 박태룡

## Abstract

In this paper, we explain independence and mutually exclusiveness of events. Also we explain independence and uncorrelation of random variables. Finally we compare with differences as examples.

## 0. 서론

기초통계학과 확률론을 처음 배우는 학생들은 서로 배반사상과 독립사상 및 확률변수들의 독립성과 무상관성에 대하여 흔히 혼동을 일으키기 쉽다. 본 논문은 학생들이 일반적으로 일으키기 쉬운 혼동을 조금이나마 해소하는데 도움을 주기 위해 간단한 예들을 중심으로 전개해 나가고자 한다.

우선, 본 논문에서 사용되는 통계적 용어들에 대한 정의를 주기로 하자.

**정의 1.** 두 개의 확률사상  $A$  와  $B$  에 대하여  $A \cap B = \phi$  (공사상)이면  $A$  와  $B$  는 배반 (exclusiveness)이라 한다.

**정의 2.** 유한 개의 확률 사상  $A_1, A_2, \dots, A_n$  이 주어졌을 때  $A_i \cap A_j = \phi (i \neq j)$  이면  $A_1, A_2, \dots, A_n$  은 서로 배반 혹은 상호 배반 (mutual exclusiveness)이라 한다.

**정의 3.** 두 개의 확률 사상  $A$  와  $B$  에 대하여  $P(A \cap B) = P(A)P(B)$  이면,  $A$  와  $B$  는 독립 (independence)이라 한다. (위에서, 임의의 확률 사상  $C$  에 대하여  $P(C)$  는  $C$  가 일어나는 확률을 나타낸다.)

정의 4. 유한 개의 확률 사상  $A_1, A_2, \dots, A_n$ 이 주어졌을 때 다음과 같은 모든 부분집합을 생각하자.

$$\{i_1, i_2, \dots, i_k\} \subset \{1, 2, \dots, n\} \quad (2 \leq k \leq n)$$

각 부분집합에 대하여 다음이 성립할 때  $A_1, A_2, \dots, A_n$ 은 상호 독립 혹은 서로 독립 (mutual independence)이라 한다.

$$P(A_{i_1} \cap A_{i_2} \cap \dots \cap A_{i_k}) = P(A_{i_1}) P(A_{i_2}) \dots P(A_{i_k})$$

정의 5. 두 개의 확률변수  $X$ 와  $Y$ 의 공분산(covariance)은 다음과 같이 정의된다.

$$E[(X - E(X))(Y - E(Y))]$$

이를  $Cov(X, Y)$ 로 표시한다.

또한,  $X$ 와  $Y$ 의 상관도(correlation)는 다음과 같이 정의된다.

$$\frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{Var(X)Var(Y)}}$$

이를  $\rho(X, Y)$ 로 표시한다. 만약  $\rho(X, Y) = 0$  이면  $X$ 와  $Y$ 는 무상관인 확률변수들 (uncorrelated random variables)이라 한다. (단, 임의의 확률변수  $Z$ 에 대하여  $E[Z]$ 와  $Var(Z)$ 는 각각  $Z$ 의 평균(mean)과 분산(variance)을 나타낸다.)

정의 6. 유한 개의 확률변수  $X_1, X_2, \dots, X_n$ 에 대하여  $X_1, X_2, \dots, X_n$ 의 결합확률함수나 확률밀도함수(joint probability function or probability density function)가 각각의 주변확률함수나 확률밀도함수(marginal probability function or probability density function)의 곱으로 나타내어지면  $n$ 개의 확률변수들은 (통계적)독립((statistical) independence)이라 한다. 즉, 다음이 성립할 때,  $X_1, X_2, \dots, X_n$ 은 (통계적)독립이라 한다.

$$f_{X_1, X_2, \dots, X_n}(x_1, x_2, \dots, x_n) = f_{X_1}(x_1) f_{X_2}(x_2) \dots f_{X_n}(x_n)$$

## 1. 본론

### 1.1. 독립사상과 배반사상

두 개 이상의 확률사상에서 각각의 양의 확률을 갖고 서로 배반이면 그들 중 하나의 사상이 일어났을 때 다른 사상들이 일어나는 것을 배제하기 때문에 명백히 상호 독립사상들이 아니다. 역으로 각각이 양의 확률을 갖고 상호 독립인 두 개 이상의 사상들은 서로 배반일

수 없다는 것을 쉽게 알 수 있다. 또한, 상호 독립이거나 혹은 상호 배반이 아닌 두 개 이상의 사상들에 대하여 두 개나 그 이상의 사상들의 모든 결합은 상호 독립이거나 혹은 서로 배반이 아니어야만 한다. 다음의 예는 쌍으로 독립(pairwise independence)이지만 상호 독립이 아닌 사상들의 존재에 대한 효과적인 설명으로서 사용될 수 있다.

예 1-1-1. 두 개의 공정한 동전이 던져질 때, 다음과 같은 세 개의 사상을 정의하자.

$A$  = 첫 번째 동전에서 앞면이 나오는 사상

$B$  = 두 번째 동전에서 앞면이 나오는 사상

$C$  = 두 개의 동전 중에 정확히 한 개의 앞면이 나오는 사상

그러면 다음 두 가지 사실을 쉽게 알 수 있다.

$$P(A) = P(B) = P(C) = \frac{1}{2},$$

$$P(A \cap B) = P(A \cap C) = P(B \cap C) = \frac{1}{4}$$

이와 같이  $A, B, C$ 는 서로 배반이 아니고 쌍으로 독립이다. 그러나  $A, B, C$ 는 배반이다. 그러나 이와 같이 다음이 성립하기 때문에  $A, B, C$ 는 상호 독립이 아니다.

$$P(A \cap B \cap C) = P(\phi) = 0 \neq \frac{1}{8} = P(A)P(B)P(C)$$

한편으로, 다음은 사상  $A, B, C$ 는 독립이지만, 쌍으로 독립은 아닌 예로써 세 개의 사상  $A, B, C$ 는 서로 배반이 아님을 보여준다.

예 1-1-2. 두 개의 공정한 주사위를 던질 때, 다음과 같은 세 개의 사상을 정의하자.

$A$  = 처음 주사위의 눈이 1, 2 또는 3이 나오는 사상

$B$  = 처음 주사위의 눈이 3, 4 또는 5가 나오는 사상

$C$  = 두 개의 주사위의 눈의 합이 9가 나오는 사상

그러면  $P(A) = \frac{1}{2}$ ,  $P(B) = \frac{1}{2}$ ,  $P(C) = \frac{1}{9}$  이고  $P(A \cap B \cap C) = \frac{1}{36}$  이므로 다음이 성립한다.

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

또, 다음을 얻는다.

$$P(A \cap B) = \frac{1}{6}, \quad P(A \cap C) = \frac{1}{36}, \quad P(B \cap C) = \frac{1}{12}$$

그러므로 다음이 성립한다.

$$P(A \cap B) \neq P(A)P(B), \quad P(B \cap C) \neq P(B)P(C), \quad P(A \cap C) \neq P(A)P(C)$$

따라서 세 개의 사상  $A, B, C$ 는 상호 독립이 아니고 역시 서로 배반이 아니다.

## 1.2. 확률변수들의 독립성과 무상관성

확률변수들의 무상관성은 확률변수들이 독립이기 위한 필요충분조건은 아니다. 그러나 학생들은 예외의 경우인 이 변량 정규분포(bivariate normal distribution) 때문에 두 개의 개념을 동일하게 생각하는 경향이 있다.

두 개의 확률변수  $X$ 와  $Y$ 가 같은 확률분포를 따르고 있을 때, 다음과 같이 두 개의 새로운 확률변수  $U$ 와  $V$ 를 정의하자.

$$U = X - Y, \quad V = X + Y$$

직감적으로  $U$ 와  $V$ 는 독립이라고 생각될 수도 있다. 그러나  $E(U) = 0$ 이기 때문에 다음을 얻는다.

$$\begin{aligned} \text{COV}(U, V) &= E[(X - Y)(X + Y)] \\ &= E[(X^2 - Y^2)] \\ &= 0 \end{aligned}$$

이와 같이  $U$ 와  $V$ 는 무상관인 확률변수들이지만 독립일 수도 있고 독립이 아닐 수도 있다.

다음 예는  $X$ 와  $Y$ 는 독립이지만  $U$ 와  $V$ 는 독립이 아님을 보여준다.

**예 1-2-1.** 두 개의 공정한 주사위를 던질 때 확률변수  $X$ 와  $Y$ 를 다음과 같이 정의하자.

$X$  = 첫 번째 주사위에서 나타나는 눈의 수

$Y$  = 두 번째 주사위에서 나타나는 눈의 수

$V$ 가 취할 수 있는 값의 범위는  $U$ 의 값에 영향을 받는다.

예를 들면,  $P(V=4 | U=3) = 0$ 이지만,  $P(V=4) = \frac{3}{36}$ 이다.

이와 같이  $X$ 와  $Y$ 가 독립이지만  $U$ 와  $V$ 는 독립이 아니다.

한편, 다음 예는  $X$ 와  $Y$ 가 독립이 아니고, 같은 분포를 따르는 경우에  $U$ 와  $V$ 는 분명히 무상관이나  $U$ 와  $V$ 는 독립일 수도 있다는 것을 설명해 준다.

예 1-2-2.  $X$ 와  $Y$ 가 이 변량 정규분포를 따르고 그들의 결합확률밀도함수가 다음과 같다고 하자. (단,  $\rho = COV(x, y)$ )

$$f_{X,Y}(x, y) = \frac{1}{2\pi(1-\rho^2)^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2\pi(1-\rho^2)}(x^2 - 2xy\rho + y^2)\right]$$

이러한 경우에  $U$ 와  $V$ 의 결합확률밀도함수는 다음과 같다.

$$g_{U,V}(u, v) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{2(1-\rho)}} \exp\left[-\frac{u^2}{4(1-\rho)}\right] \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{2(1+\rho)}} \exp\left[-\frac{v^2}{4(1+\rho)}\right]$$

이와 같이  $U$ 와  $V$ 는 독립이고 각각이 평균 0 와 분산  $2(1-\rho)$  와  $2(1+\rho)$  를 갖는 일변량 정규분포(univariate normal distribution)를 따른다. 이 사실은  $X$ 와  $Y$ 가 같은 분포를 따를 때  $U$ 와  $V$ 는 독립일 수도 있다는 역설적인 예로서 사용될 수 있다.

## 2. 결론

확률 사상들의 서로 배반성과 완전 독립성은 완전히 다른 개념이라는 것을 1.1절에서 설명하였다. 또한, 확률변수  $X$ 와  $Y$ 의 무상관성이  $X$ 와  $Y$ 가 독립이기 위한 필요충분조건은 아니라는 사실은 1.2절에서 예를 들어 설명하였다. 그러나  $X$ 와  $Y$ 가 이 변량 정규분포를 따를 때,  $X$ 와  $Y$ 의 무상관성은  $X$ 와  $Y$ 가 독립이기 위한 필요충분조건으로 잘 알려져 있다. 이 사실은  $X$ 와  $Y$ 가 각각 베르누이(Bernoulli) 확률분포를 따를 때도 성립한다는 것을 다음 예에서 볼 수 있다.

예 2-1-1. 확률변수  $X$ 가 취할 수 있는 값이  $x_1, x_2$  이고 각각을 취할 확률은  $P_1$  과  $1-P_1$  이라 하자. 확률변수  $Y$ 가 취할 수 있는 값이  $y_1, y_2$  라 하고 각각을 취할 확률은  $P_2$  과  $1-P_2$  라 하자. 그러면,  $X$ 와  $Y$ 의 결합확률분포는 다음과 같이 쓰여진다.

$$P_{ij} = P(X=x_i, Y=y_j), \quad i=1, 2; \quad j=1, 2$$

네 개의 값  $x_1, x_2, y_1, y_2$  중에 하나 (말하자면  $x_1$ )를 0이라고 가정해도 일반성을 잃지 않으면서 동시에 증명을 간단하게 할 수 있다.

$\rho(X, Y) = 0$ 가 주어졌을 때  $COV(X, Y) = 0$  이다.

이와 같이, 다음이 성립한다.

$$COV(X, Y) = y_1 [P_{11} - (1 - P_1)P_2] + y_2 [P_{22} - (1 - P_1)(1 - P_2)] = 0$$

$P_{22} + P_{21} = 1 - P_1$  이라는 사실을 위의 식에 대입하면, 다음을 얻는다.

$$y_1 [1 - P_1 - P_{22} - (1 - P_1)P_2] + y_2 [P_{22} - (1 - P_1)(1 - P_2)] = 0$$

즉,

$$y_1 [(1 - P_1)(1 - P_2) - P_{22}] + y_2 [P_{22} - (1 - P_1)(1 - P_2)] = 0$$

따라서 다음이 성립한다.

$$(y_2 - y_1) [P_{22} - (1 - P_1)(1 - P_2)] = 0$$

$y_1 \neq y_2$  이기 때문에  $P_{22} = (1 - P_1)(1 - P_2)$  이어야만 한다. 다른 세 가지 경우  $P_{11} = P_1 P_2$ ,  $P_{12} = P_1 (1 - P_2)$ , 그리고  $P_{21} = (1 - P_1) P_2$  에서도 같은 과정을 통해 보여질 수 있다. 이와 같이  $X$ 와  $Y$ 는 독립이다.

### 참고 문헌

1. Casella, G., Berger, R. L., *Statistical Inference*. Brooks/Cole, 1990.
2. Hogg, R. V., Craig, A. T., *Introduction to Mathematical Statistics*, 5th ed., Macmillan, 1995.
3. Hogg, R. V., Tanis, E. A., *Probability and Statistical Inference*, 6th ed., Prentice Hall, 2001.
4. Mood, A. M., Graybill, R. A., Boes, D. C., *Introduction to the Theory of Statistics*, 3rd ed., McGraw-Hill, 1974.