

4. 감마함수와 감마분포

[정의 3.4-1] 감마함수 (Gamma function)

함수 $\Gamma(n) = \int_0^{\infty} x^{n-1} e^{-x} dx$, $n > 0$ 를 감마함수라 한다.

[정리 3.4-1] 감마함수의 성질

- (1) $\Gamma(1) = 1$
 (2) $\Gamma\left(\frac{1}{2}\right) = \sqrt{\pi}$
 (3) $\Gamma(n+1) = n!$, n 이 자연수일 때
 (4) $\Gamma(n+1) = n\Gamma(n)$, $n > 0$
 (5) $\frac{\Gamma(m)\Gamma(n)}{\Gamma(m+n)} = \int_0^1 u^{m-1}(1-u)^{n-1} du = Be(m, n)$

이 식은 베타함수(Beta function)의 정의이다.

$$(6) \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx = \sqrt{2\pi}$$

$$[증명] (1) \Gamma(1) = \int_0^{\infty} e^{-x} dx = 1.$$

$$\begin{aligned} (3), (4) \Gamma(n+1) &= \int_0^{\infty} x^n e^{-x} dx \\ &= [-x^n e^{-x}]_0^{\infty} + n \int_0^{\infty} x^{n-1} e^{-x} dx \\ &= n\Gamma(n) \\ &\vdots \\ &= n! \end{aligned}$$

베타함수는 $Be(m, n) = \int_0^1 x^{m-1}(1-x)^{n-1} dx$, $m, n > 0$, $x > 0$ 으로 정의
 되므로 $x = 1-y$ 로 치환하면

$$Be(m, n) = \int_0^1 (1-y)^{m-1} y^{n-1} dy = Be(n, m)$$

임을 알 수 있다. $x = \sin^2 \theta$ 로 치환하면

$$Be(m, n) = 2 \int_0^{\frac{\pi}{2}} \sin^{2m-1} \theta \cos^{2n-1} \theta d\theta$$

$$\text{이므로 } \int_0^{\frac{\pi}{2}} \sin^2 \theta \cos^2 \theta d\theta = \frac{1}{2} Be\left(\frac{3}{2}, \frac{3}{2}\right) = \frac{1}{2} \left(\frac{\frac{3}{2}-1}{\frac{3}{2}}\right) \left(\frac{\frac{3}{2}-1}{\frac{3}{2}}\right) \pi \text{임을 알 수 있다.}$$

감마함수의 정의에서 $x = y^2$ 로 치환하면 $dx = 2y dy$ 이므로 $\Gamma(n) = 2 \int_0^{\infty} e^{-y^2} y^{2n-1} dy$
 가 된다. 따라서,

$$\Gamma(m)\Gamma(n) = 4 \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} e^{-(x^2+y^2)} x^{2m-1} y^{2n-1} dx dy$$

가 되며 극좌표 변환 ($x = r \cos \theta$, $y = r \sin \theta$)을 하면 $dx dy = r dr d\theta$ 이므로

$$\begin{aligned} \Gamma(m)\Gamma(n) &= 4 \int_0^{\frac{\pi}{2}} \int_0^{\infty} e^{-r^2} r^{2m+2n-1} \cos^{2m-1} \theta \sin^{2n-1} \theta dr d\theta \\ &= \left(2 \int_0^{\infty} e^{-r^2} r^{2m+2n-1} dr\right) \left(2 \int_0^{\frac{\pi}{2}} \cos^{2m-1} \theta \sin^{2n-1} \theta d\theta\right) \\ &= \Gamma(m+n) Be(m, n) \end{aligned}$$

이다. 따라서 (5)는 증명되었다.

$$(2) Be\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right) = 2 \int_0^{\frac{\pi}{2}} d\theta = \pi = \frac{\Gamma\left(\frac{1}{2}\right)\Gamma\left(\frac{1}{2}\right)}{\Gamma(1)} \text{이므로 } \Gamma\left(\frac{1}{2}\right) = \sqrt{\pi} \text{이다.}$$

$$\begin{aligned} (6) \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx &= 2 \int_0^{\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx = 2 \int_0^{\infty} e^{-y} \frac{1}{\sqrt{2y}} dy \quad (y = x^2 \text{으로 치환}) \\ &= \sqrt{2} \int_0^{\infty} e^{-y} y^{\frac{1}{2}-1} dy = \sqrt{2} \Gamma\left(\frac{1}{2}\right) = \sqrt{2\pi}. \end{aligned}$$

[정의 3.4-2] 확률변수 X 를 pdf가

$$f(x) = \frac{\lambda^r x^{r-1} e^{-\lambda x}}{\Gamma(r)}, \quad x > 0, \quad r > 0, \quad \lambda > 0$$

로 주어질 때, X 는 감마분포를 따른다. $X \sim \Gamma(r, \lambda)$

감마 분포의 밀도함수가 위의 정의와 같이 주어지는 근거를 살펴보자. 평균이 λ 인
 포아송 과정에서 처음 사건이 나타날 때까지의 대기시간은 지수 분포를 갖는다는 것
 을 앞 절에서 이미 다루었다. 확률변수 X 를 r 번째 사건이 일어날 때까지의 대기시
 간이라고 하면 X 의 분포는 구간 $[0, x]$, $x > 0$ 에서 사건의 수가 평균 λx 인 포아송
 분포를 갖게 되므로, 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} F(x) &= P(X \leq x) = 1 - P(X > x) \\ &= 1 - P([0, x] \text{에서 나타나는 사건이 } r \text{번 보다 적음}) \\ &= 1 - \sum_{k=0}^{r-1} \frac{(\lambda x)^k e^{-\lambda x}}{k!} \end{aligned}$$

$x > 0$ 일 때, $F(x)$ 의 도함수 $F'(x)$ 는 확률변수 X 의 밀도함수가 된다.

$$\begin{aligned} F'(x) &= \lambda e^{-\lambda x} - e^{-\lambda x} \sum_{k=0}^{r-1} \left[\frac{k(\lambda x)^{k-1} \lambda}{k!} - \frac{(\lambda x)^k \lambda}{k!} \right] \\ &= \lambda e^{-\lambda x} - e^{-\lambda x} \left[\lambda - \frac{\lambda(\lambda x)^{r-1}}{(r-1)!} \right] \\ &= \frac{\lambda(\lambda x)^{r-1}}{(r-1)!} e^{-\lambda x} \end{aligned}$$

물론 $x < 0$ 이면 $F'(x) = 0$ 이다.

$f(x)$ 가 pdf의 조건을 갖추고 있는지 확인해 본다. $f(x) \geq 0$ 임은 분명하고

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx &= \int_0^{\infty} \frac{\lambda^r x^{r-1} e^{-\lambda x}}{\Gamma(r)} dx = \int_0^{\infty} \frac{\lambda \left(\frac{y}{\lambda}\right)^{r-1} e^{-y}}{\Gamma(r)} \frac{1}{\lambda} dy \quad (y = \lambda x \text{로 치환}) \\ &= \frac{1}{\Gamma(r)} \int_0^{\infty} y^{r-1} e^{-y} dy = 1 \end{aligned}$$

이므로 pdf의 조건은 만족하게 된다.

[정리 3.4-2] 확률변수 X 가 모수가 (r, λ) 인 감마 분포를 갖는다면 X 의 적률생성함수, 평균, 분산은 다음과 같다.

$$M(t) = \left(\frac{\lambda}{\lambda - t}\right)^r, \quad t < \lambda, \quad E(X) = \frac{r}{\lambda}, \quad \text{Var}(X) = \frac{r}{\lambda^2}.$$

$$\begin{aligned} \text{[증명]} \quad M(t) &= \int_0^\infty e^{tx} \cdot \frac{\lambda^r x^{r-1} e^{-\lambda x}}{\Gamma(r)} dx \quad (y = (\lambda - t)x \text{로 치환}) \\ &= \frac{\lambda^r}{\Gamma(r)} \int_0^\infty \frac{y^{r-1}}{(\lambda - t)^{r-1}} e^{-y} \left(\frac{1}{\lambda - t}\right) dy \\ &= \frac{\lambda^r}{(\lambda - t)^r \Gamma(r)} \int_0^\infty y^{r-1} e^{-y} dy = \left(\frac{\lambda}{\lambda - t}\right)^r, \quad t < \lambda \end{aligned}$$

$$M'(t) = \lambda^r (-r) (\lambda - t)^{-r-1} (-1) = r \lambda^r (\lambda - t)^{-r-1},$$

$$M''(t) = (r \lambda^r) (-r-1) (\lambda - t)^{-r-2} (-1) = (r \lambda^r) (r+1) (\lambda - t)^{-r-2}$$

이므로 평균과 분산은 아래와 같이 구해진다.

$$E(X) = M'(0) = \frac{r}{\lambda}, \quad E(X^2) = M''(0) = \frac{r(r+1)}{\lambda^2}, \quad \text{Var}(X) = \frac{r}{\lambda^2}.$$

[정리 3.4-3] 확률변수 X_1, X_2, \dots, X_r 이 서로 독립이고 모수가 λ 인 지수분포를 따른다면, 확률변수 $Y = X_1 + X_2 + \dots + X_r$ 은 모수가 (r, λ) 인 감마분포를 따른다.

[증명] 확률변수 X_i 의 적률생성함수는 $M_{X_i}(t) = \frac{\lambda}{\lambda - t}$ 이고 서로 독립이므로

$$M_Y(t) = M_{X_1}(t) \cdot \dots \cdot M_{X_r}(t) = \left(\frac{\lambda}{\lambda - t}\right)^r, \quad \lambda > 0 \text{ 이다. 이는 모수가 } (r, \lambda) \text{인 감마 분포의 적률생성함수이다.}$$

예 3.4-1 어떤 상점을 찾는 고객의 수는 1분에 평균 4명 ($\lambda = 4$)인 포아송 과정을 따른다고 한다. 다음 고객이 올 때까지 걸리는 시간을 T_1 이라고 하면 T_1 의 pdf는 모수가 4인 지수 분포를 따르며, pdf는 아래와 같다.

$$f_{T_1}(t) = 4e^{-4t}, \quad t > 0.$$

10번째 손님이 올 때까지 소요되는 시간을 T_{10} 이라고 하면 T_{10} 은 모수가 (10, 4)인 감마분포를 따르며 T_{10} 의 pdf는 아래와 같다.

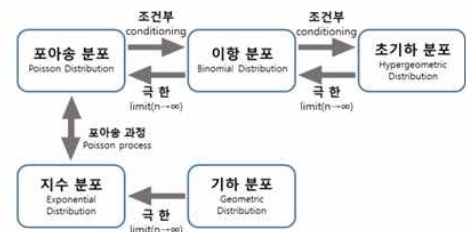
$$f_{T_{10}}(t) = \frac{4^{10} t^9 e^{-4t}}{9!}, \quad t > 0.$$

예 3.4-2 1시간에 평균 30명의 고객이 포아송 과정에 따라 상점에 들어온다. 즉, 1분당 평균 고객은 $\lambda = 1/2$ 명이다. 점원이 처음 두 고객이 들어올 때까지 5분 이상 기다릴 확률은 얼마인가?

풀이 확률변수 X 를 두 번째 고객이 들어올 때까지의 대기시간(단위: 분)이라고 하면 X 는 모수가 $r = 2, \lambda = 1/2$ 인 감마분포를 갖는다. 따라서,

$$\begin{aligned} P(X > 5) &= \int_5^\infty \frac{x^{2-1} e^{-x/2}}{\Gamma(2)2^2} dx = \int_5^\infty \frac{x e^{-x/2}}{4} dx \\ &= \frac{1}{4} [(-2)xe^{-x/2} - 4e^{-x/2}]_5^\infty = \frac{7}{2} e^{-5/2} = 0.287. \end{aligned}$$

[참고] 서로 독립인 확률변수 X_1, X_2, \dots, X_k 가 각각 모수가 $(r_1, \lambda), \dots, (r_k, \lambda)$ 인 감마분포를 따르며 확률변수 $Y = \sum_{i=1}^k X_i$ 의 분포는 모수가 $(r_1 + r_2 + \dots + r_k, \lambda)$ 인 감마분포를 따른다.



5. 베타분포와 카이제곱 분포: 화합물에 포함된 불순물의 비율, 특정 공정 진행률
 [정의 3.5-1] 확률변수 X 를 pdf가

$$f(x) = \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1}, \quad \alpha, \beta > 0, \quad 0 < x < 1$$

로 주어지는 경우에 X 는 모수가 (α, β) 인 베타분포(Beta distribution)를 따른다
 [정리 3.5-1] 확률변수 X 는 모수가 (α, β) 인 베타분포를 갖는다면 X 의 평균과 분산

$$E(X) = \frac{\alpha}{\alpha+\beta}, \quad \text{Var}(X) = \frac{\alpha\beta}{(\alpha+\beta)^2(\alpha+\beta+1)}.$$

[증명] $E(X) = \int_0^1 x \cdot \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1} dx$
 $= \frac{\Gamma(\alpha+\beta)\Gamma(\alpha+1)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\alpha+\beta+1)} \int_0^1 \frac{\Gamma(\alpha+\beta+1)}{\Gamma(\alpha+1)\Gamma(\beta)} x^{(\alpha+1)-1}(1-x)^{\beta-1} dx$
 $= \frac{\alpha}{\alpha+\beta},$

$$E(X^2) = \int_0^1 x^2 \cdot \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1} dx$$

$$= \frac{\Gamma(\alpha+\beta)\Gamma(\alpha+2)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\alpha+\beta+2)} \int_0^1 \frac{\Gamma(\alpha+\beta+2)}{\Gamma(\alpha+2)\Gamma(\beta)} x^{(\alpha+2)-1}(1-x)^{\beta-1} dx$$

$$= \frac{\alpha(\alpha+1)}{(\alpha+\beta+1)(\alpha+\beta)}$$

$$\text{Var}(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = \frac{\alpha\beta}{(\alpha+\beta)^2(\alpha+\beta+1)}.$$

[참고] ① $\int_0^a x^{m-1}(1-x)^{n-1} dx, \quad 0 < a < 1$ 인 함수를 불완전 베타함수(Incomplete beta function)라고 한다.

② 확률변수 X_1 이 모수가 (α_1, λ) 인 감마분포를 따르고, X_2 가 모수 (α_2, λ) 인 감마분포를 따르면 변환된 확률변수 $Y_1 = X_1 + X_2$ 와 $Y_2 = \frac{X_1}{X_1 + X_2}$ 는 서로 독립이고 확률변수 Y_2 는 베타분포를 갖는다.

[정의 3.5-2] 확률변수 X 를 pdf가

$$f(x) = \frac{1}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)2^{\frac{n}{2}}} x^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{x}{2}}, \quad x > 0$$

일 때 X 는 자유도가 n 인 카이제곱분포(Chi-square distribution)를 따른다.

• 모수가 (r, λ) 인 감마분포에서 $r = n/2, \lambda = 1/2$ 인 경우가 카이제곱분포

[정리 3.5-2] 카이제곱분포를 갖는 확률변수 X 의 적률생성함수, 평균, 분산

$$M(t) = (1-2t)^{-\frac{n}{2}}, \quad t < \frac{1}{2}, \quad E(X) = \frac{n}{2} \cdot 2 = n, \quad \text{Var}(X) = \frac{n}{\lambda^2} = \frac{n}{\left(\frac{1}{2}\right)^2} = 2n.$$

카이제곱분포에서의 평균은 자유도와 같고 분산은 자유도의 2배

[참고] ① 확률변수 X 가 모수 $\lambda = \frac{1}{2}$ 인 지수+분포를 따른다고 하면 X 의 pdf는

$$f(x) = \frac{1}{2} e^{-\frac{x}{2}} = \frac{x^{\frac{2}{2}-1} e^{-\frac{x}{2}}}{\Gamma\left(\frac{2}{2}\right)2^{\frac{2}{2}}}, \quad 0 \leq x < \infty$$

이므로 이는 자유도가 2인 카이제곱분포의 pdf와 같다.

② 모수가 λ 인 지수분포는 모수가 $(1, \lambda)$ 인 감마분포와 같다. 더욱이 확률변수 X 가 정규분포 $N(0, \sigma^2)$ 을 따른다면 X^2 은 감마분포 $\Gamma\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2\sigma^2}\right)$ 를 따른다고 알려져 있다.

6. 정규 분포

[정의 3.6-1] 확률변수 X 를 pdf가

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right], \quad -\infty < x, \quad \mu < \infty, \quad 0 < \sigma < \infty$$

로 주어질 때 X 는 모수가 (μ, σ^2) 인 정규분포(Normal distribution)를 따른다.

$$X \sim N(\mu, \sigma^2)$$

- 정규분포의 밀도함수는 μ 에 대하여 대칭이며 그래프의 모양은 종모양(Bell-shaped)을 하고 있다.

$$f(x) > 0$$

$$I = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] dx$$

라 두고 $z = \frac{(x-\mu)}{\sigma}$ 로 변수변환을 하면 $I = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}} dz$ 가 되며

$$\int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{z^2}{2}} dz = \sqrt{2\pi} \text{이므로 } \int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx = 1 \text{이므로 밀도함수의 조건을 충족.}$$

[정의 3.6-1] 확률변수 X 가 $(0, 1)$ 인 정규분포를 표준정규분포 (Standard normal distribution)라고 하며, 밀도함수는

$$\phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$$

[정의 3.6-2] 표준정규 밀도함수의 분포함수

$$\Phi(x) = \int_{-\infty}^x \phi(t) dt$$

[참고] (표준정규 분포함수의 성질)

$$\textcircled{1} \Phi(\infty) = 1$$

$$\textcircled{2} \Phi(0) = 0.5$$

$$\textcircled{3} \Phi(-x) = 1 - \Phi(x) \text{ (정규분포의 대칭성)}$$

[예 3.6-1] 확률변수 Z 의 분포가 표준정규분포 $N(0, 1)$ 일 때, 다음의 확률을 구해보자.

$$\begin{aligned} P[|Z-1| > 1.42] &= 1 - P[|Z-1| \leq 1.42] \\ &= 1 - P[-0.42 \leq Z \leq 2.42] \\ &= 1 - \{\Phi(2.42) - \Phi(-0.42)\} \\ &= 1 - (0.9922 - 0.3372) = 0.3450. \end{aligned}$$

[정의 3.6-2] 확률변수 X 가 정규분포 $N(\mu, \sigma^2)$ 을 따를 때, X 의 적률생성함수, 평균, 분산

$$M(t) = e^{\mu t + \frac{\sigma^2 t^2}{2}}, \quad E(X) = \mu, \quad Var(X) = \sigma^2.$$

- 정규확률분포의 확률밀도함수

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad -\infty < x < \infty$$

- 정규확률분포의 적률생성함수

$$\begin{aligned} M(t) &= E[e^{tx}] = \int_{-\infty}^{\infty} e^{tx} \cdot \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x^2 - 2\mu x + \mu^2 - 2\sigma^2 tx)} dx = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x^2 - \mu - \sigma^2 t)^2} e^{\mu t + \frac{1}{2}\sigma^2 t^2} dx \\ &= e^{\mu t + \frac{1}{2}\sigma^2 t^2} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x^2 - \mu - \sigma^2 t)^2} dx \quad \begin{matrix} \text{평균이 } \mu + \sigma^2 t, \text{ 표준편차가 } \sigma \text{인 정규분포} \\ \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x - (\mu + \sigma^2 t))^2} dx = 1 \end{matrix} \end{aligned}$$

- 정규확률분포의 평균: $R'(0) = E(X) = \mu$

- 정규확률분포의 분산: $R''(0) = Var(X) = \sigma^2$

- 정규확률분포의 누가적률

$$R(t) = \mu t + \frac{1}{2}\sigma^2 t^2, \quad R'(t) = \mu + \sigma^2 t, \quad R''(t) = \sigma^2$$

[정의 3.6-2] 확률변수 X 가 정규분포 $N(\mu, \sigma^2)$ 을 따르면 다음이 성립한다.

(1) 변환된 확률변수 $Z = \frac{X-\mu}{\sigma}$ 는 표준정규분포 $N(0, 1)$ 을 따른다.

(2) $P[a < X < b] = \Phi\left(\frac{b-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a-\mu}{\sigma}\right)$.

[증명] (1) $P[Z \leq z] = P\left[\frac{X-\mu}{\sigma} \leq z\right] = P[X \leq \mu + \sigma z]$

$$= \int_{-\infty}^{\mu + \sigma z} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] dx$$

$\langle w = \frac{x-\mu}{\sigma}$ 로 치환하면,

$$= \int_{-\infty}^z \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{w^2}{2}} dw = \Phi(z).$$

(2) $P[a \leq X \leq b] = P\left[\frac{a-\mu}{\sigma} \leq \frac{X-\mu}{\sigma} \leq \frac{b-\mu}{\sigma}\right] = \Phi\left(\frac{b-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a-\mu}{\sigma}\right)$.

[참고] 정규분포 $N(\mu, \sigma^2)$ 을 따르는 확률변수 X 를 $Z = \frac{X-\mu}{\sigma}$ 로 변환하는 경우에 확률변수 Z 는 확률변수 X 를 표준화 (Standardize)한다고 한다.

[예제 3.6-2] 확률변수 X 의 pdf가

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{32\pi}} \exp\left[-\frac{(x+7)^2}{32}\right], \quad -\infty < x < \infty$$

로 주어지면 X 의 분포는 $N(-7, 16)$ 이다. 즉, 확률변수 X 는 평균이 -7 이고, 분산이 16 인 정규분포를 가지며 적률생성함수는 $M(t) = e^{-7t+8t^2}$ 이다.

[예 3.6-3] 확률변수 Z 의 분포가 표준정규분포 $N(0, 1)$ 을 따를 때 다음 확률을 구해보자.

$$P[0 \leq Z \leq 2] = \Phi(2) - \Phi(0) = 0.9772 - 0.5000 = 0.4772.$$

$$\begin{aligned} P[-1.65 \leq Z \leq 0.70] &= \Phi(0.70) - \Phi(-1.65) \\ &= \Phi(0.70) - [1 - \Phi(1.65)] \\ &= 0.7580 - 1 + 0.9505 = 0.7085. \end{aligned}$$

[예 3.6-4] 확률변수 Z 의 분포가 표준정규분포 $N(0, 1)$ 을 따를 때, $P[0 \leq Z \leq a] = 0.4147$, $P[Z > b] = 0.05$, $P[|z| \leq c] = 0.95$ 를 만족하는 a, b, c 를 구해보면 $a=1.37$, $b=1.645$, $c=1.96$ 임을 알 수 있다.

[예 3.6-5] 확률변수 X 의 분포가 정규분포 $N(3, 16)$ 을 따른다면

$$\begin{aligned} P[4 \leq X \leq 8] &= P\left[\frac{4-3}{4} \leq \frac{X-3}{4} \leq \frac{8-3}{4}\right] \\ &= \Phi(1.25) - \Phi(0.25) = 0.8944 - 0.5987 = 0.2957 \end{aligned}$$

[정리 3.6-3] 확률변수 X 가 정규분포 $N(\mu, \sigma^2)$ 을 따른다면, 변환된 확률변수 $V = \frac{(X-\mu)^2}{\sigma^2}$ 은 자유도가 1인 카이제곱분포를 한다.

증명> 확률변수 $Z = \frac{X-\mu}{\sigma}$ 는 표준정규분포를 하므로 $V = Z^2$ 라 두면

$$\begin{aligned} G(v) &= P[Z^2 \leq v] = P[-\sqrt{v} \leq Z \leq \sqrt{v}] \\ &= \int_{-\sqrt{v}}^{\sqrt{v}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}} dz \\ &= 2 \int_0^{\sqrt{v}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}} dz \\ \langle z = \sqrt{y}, \quad dz &= \frac{1}{2\sqrt{y}} dy \text{로 치환하면} \rangle \end{aligned}$$

$$= \int_0^v \frac{1}{\sqrt{2\pi y}} e^{-\frac{y}{2}} dy, \quad 0 \leq v$$

이다. 이는 자유도가 1인 카이제곱분포의 분포함수임을 알 수 있다.

[참고] 예이츠의 수정 (Yates's correction; 연속성 수정)

확률변수 X 의 분포가 이항분포 $B(n, p)$ 일 때, 다음의 수정식을 사용하면 확률 값이 비슷해진다.

$$P[a \leq X \leq b] \approx \Phi\left(\frac{b+0.5-np}{\sqrt{np(1-p)}}\right) - \Phi\left(\frac{a-0.5-np}{\sqrt{np(1-p)}}\right).$$

[정리 3.6-4] 확률변수 X_1, X_2, \dots, X_k 가 서로 독립이고 X_i 의 분포가 정규분포 $N(\mu_i, \sigma_i^2)$ 일 때, 확률변수 $Y = a_0 + a_1X_1 + \dots + a_kX_k$ 는 평균이 $\mu_Y = a_0 + a_1\mu_1 + \dots + a_k\mu_k$ 이고 분산이 $\sigma_Y^2 = a_1^2\sigma_1^2 + \dots + a_k^2\sigma_k^2$ 인 정규분포를 갖는다.

증명> 확률변수 Y 의 적률생성함수로부터 아래와 같이 증명된다.

$$\begin{aligned} M_Y(t) &= e^{at} M_{X_1}(a_1 t) \cdot \dots \cdot M_{X_k}(a_k t) \\ \langle M_{X_i}(a_i t) &= \exp[\mu_i a_i t + a_i^2 \sigma_i^2 t^2 / 2] \text{이므로} \rangle \\ &= \exp[(a_0 + a_1\mu_1 + \dots + a_k\mu_k)t + (a_1^2\sigma_1^2 + \dots + a_k^2\sigma_k^2)t^2 / 2] \\ &= \exp[\mu_Y t + \sigma_Y^2 t^2 / 2]. \end{aligned}$$

즉, 확률변수 Y 의 적률생성함수는 평균이 μ_Y 이고 분산이 σ_Y^2 인 정규분포의 적률생성함수이다.

■ 혼합분포

연속형 분포와 이산형 분포의 결합된 형태로 나타나는 분포가 혼합분포(Mixed distribution)이다.

[예] 확률변수 X 의 분포함수가 다음과 같이 주어져 있다. 이 분포함수로부터 여러가지 확률과 평균 및 분산을 구해보자.

$$F(x) = \begin{cases} 0, & x < 0, \\ \frac{x^2}{4}, & 0 \leq x < 1, \\ \frac{1}{2}, & 1 \leq x < 2, \\ \frac{x}{3}, & 2 \leq x < 3, \\ 1, & 3 \leq x. \end{cases}$$

풀이>

$$P[0 < X < 1] = \frac{1}{4}, \quad P[0 < X \leq 1] = \frac{1}{2}, \quad P[X = 1] = \frac{1}{4},$$

$$P[1 \leq X \leq 2] = \frac{2}{3} - \frac{1}{4} = \frac{5}{12}.$$

$$F'(x) = \begin{cases} \frac{x}{2}, & 0 < x < 1, \\ \frac{1}{3}, & 2 < x < 3. \end{cases}$$

$$P[X = 2] = \frac{1}{6}.$$

$$\mu = E(X) = \int_0^1 x \cdot \frac{x}{2} dx + 1 \cdot \frac{1}{4} + 2 \cdot \frac{1}{6} + \int_2^3 x \cdot \frac{1}{3} dx = \frac{19}{12}.$$

$$\sigma^2 = \int_0^1 x^2 \cdot \frac{x}{2} dx + 1^2 \cdot \frac{1}{4} + 2^2 \cdot \frac{1}{6} + \int_2^3 x^2 \cdot \frac{1}{3} dx - \left(\frac{19}{12}\right)^2 = \frac{31}{48}.$$