3장. 여러 가지 확률분포

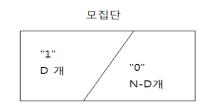
3.1 초기하분포

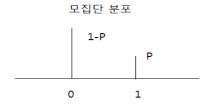
모집단(母集團 population):조사와 추측의 대상이 되는 전체

모집단분포(母集團分布 population distribution):전체가 흩어져 있는 상황을 묘사하는 분포

비복원추출(sampling without replacement):

N 개의 개체로 구성된 모집단에서 축차적으로 한 개씩 동일한 확률로 뽑아나가며 한 번 뽑힌 것은 되돌려 넣지 않고 n개를 추출하는 방법으로서 **단순랜덤추출(單純랜덤抽出 simple random sampling)**이라고도 하며, 추출된 n개를 **랜덤표본(random sample)** 또는 간단히 **표본(標本 sample)**이라고 한다.





릭 3.1.1 두 가지 분류의

모집단과 모집단 분포(p = D/N): 모비율)

초기하분포(超幾何分布 hypergeometric distribution): $X \sim H(n; N, D)$

n개를 단순랜덤추출하여 얻은 표본 중 '1'의 개수를 X라고 하면

$$pdf(x) = \mathbf{P}\left(\mathbf{X}{=}\;x\right) = \binom{D}{x} \binom{N-D}{n-x} / \binom{N}{n}, \; 0 \leq x \leq D, 0 \leq n-x \leq N-D$$

초기하분포 H(n;N,D)의 평균:

ユ

$$\begin{split} \mathbf{E}\left(\mathbf{X}\right) &= \sum_{x} x \binom{D}{x} \binom{N-D}{n-x} / \binom{N}{n} \\ &= D \sum_{x} \binom{D-1}{x-1} \binom{N-1-(D-1)}{n-1-(x-1)} / \binom{N}{n} \\ &= D \binom{N-1}{x-1} / \binom{N}{n} \ \ (\because (1+t)^{D-1} (1+t)^{N-1-(D-1)} = (1+t)^{N-1}) \\ &= nD/N \end{split}$$

초기하분포 H(n;N,D)의 분산: 같은 방법으로

$$\begin{split} \mathbb{E}\left[\mathbf{X}(\mathbf{X}-1)\right] &= D(D-1) \binom{N-2}{n-2} / \binom{N}{n} = n(n-1)D(D-1) / N(N-1) \\ \mathrm{Var}\left(\mathbf{X}\right) &= \mathbb{E}\left(\mathbf{X}^2\right) - (\mathbb{E}\left(\mathbf{X}\right))^2 \\ &= \mathbb{E}\left[\mathbf{X}(\mathbf{X}-1)\right] + \mathbb{E}\left(\mathbf{X}\right) - (\mathbb{E}\left(\mathbf{X}\right))^2 \\ &= \frac{N-n}{N-1} n \frac{D}{N} (1 - \frac{D}{N}) \end{split}$$

초기하분포의 평균과 분산:

 $X \sim H(n; N, D)$ 일 때, 모비율을 p = D/N라고 하면

$$E(X) = np, \ Var(X) = \frac{N-n}{N-1} np(1-p)$$

예 3.1.1 (초기하분포 적용의 예)

초기하분포의 근사 계산: $\mathrm{H}(n;N,D)$ 에서 $N\gg n$ 일 때

$$\binom{D}{x} \binom{N-D}{n-x} / \binom{N}{n} = \frac{D!}{x! (D-x)!} \frac{(N-D)!}{(n-x)! (N-D-n+x)!} \frac{n! (N-n)!}{N!}$$

$$= \binom{n}{x} \frac{D(D-1) \cdots (D-x+1)}{N(N-1) \cdots (N-x+1)} \frac{(N-D) \cdots (N-D-n+x+1)}{(N-x) \cdots (N-n+1)}$$

$$= \binom{n}{x} (\frac{D}{N})^x (1 - \frac{D}{N})^{n-x}$$

----복원추출(復元抽出 sampling with replacement)에 의한 확률

----모집단 크기 N이 커짐에 따라 비복원추출의 효과가 없어짐

3.2 이항분포와 다항분포

이항분포(이항분포 binomial distribution): $X \sim B(n,p)$

각 개체가 '0' 또는 '1'의 두 가지로 분류되어 있고 '1'의 비율이 p인 모집단에서 한 개씩 동일한 확률로 뽑아나가며 복원추출에 의해 뽑은 n개 중에서 '1'의 개수를 X라고 하면 $pdf(x) = \binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x}, x = 0,1,\cdots,n$

이항분포 B(n,p)의 평균:

$$\begin{split} \mathbf{E}(\mathbf{X}) &= \sum_{x=0}^{n} x \binom{n}{x} p^{x} (1-p)^{n-x} \\ &= \sum_{x=1}^{n} n \binom{n-1}{x-1} p^{(x-1)+1} (1-p)^{n-1-(x-1)} \\ &= np \sum_{k=0}^{n-1} \binom{n-1}{k} p^{k} (1-p)^{n-1-k} \\ &= np (p+(1-p))^{n-1} \\ &= np \end{split}$$

<u>이항분포 B(n,p)의 분산:</u> 같은 방법으로

$$\begin{split} \operatorname{E}\left[\mathbf{X}(\mathbf{X}-\mathbf{1})\right] &= n(n-1)p^2 \\ \operatorname{Var}\left(\mathbf{X}\right) &= \operatorname{E}\left(\mathbf{X}^2\right) - (\operatorname{E}\left(\mathbf{X}\right))^2 \\ &= \operatorname{E}\left[\mathbf{X}(\mathbf{X}-\mathbf{1})\right] + \operatorname{E}\left(\mathbf{X}\right) - (\operatorname{E}\left(\mathbf{X}\right))^2 \\ &= np(1-p) \end{split}$$

이항분포의 평균과 분산:

 $X \sim B(n,p)$ 이면

$$E(X) = np$$
, $Var(X) = np(1-p)$

베르누이시행(Bernoulli trial): Z_i^{iid} Bernoulli(p)

한 개씩 복원추출하는 경우에 한 개씩의 추출 결과를 $Z_1,Z_2,\cdots,Z_n,\cdots$ 이라고 하면 이들은 <u>서로 독립이고</u> <u>각각의</u> 분포는__

$$P(Z_i = 1) = p, P(Z_i = 0) = 1 - p \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

로서 동일하다.

이항분포의 대의적 정의(代意的 定義 representational definition)1):

$$\mathbf{X} \sim \mathbf{B}(n,p) \iff \mathbf{X} \stackrel{d}{=} \mathbf{Z}_1 + \cdots \\ \mathbf{Z}_n, \mathbf{Z}_i \stackrel{iid}{\sim} \mathbf{Bernoulli}(p) (i=1,\cdots,n)$$

¹⁾ X = Y는 '확률변수 X와 Y가 같은 분포를 갖는다'는 뜻이며, iid는 independent and identically distributed에서 앞 글자를 따서 표기한 것으로 '서로 독립이고 같은 분포를 갖는다'는 뜻이다.

정리 3.2.1: 이항분포의 성질

(a) $X \sim B(n,p)$ 이면 그 적률생성함수는

$$mgf_{X}(t) = (pe^{t} + q)^{n}, -\infty < t < +\infty \ (q = 1 - p)$$

(b) $X_1 \sim B(n_1, p), X_2 \sim B(n_2, p)$ 이고 X_1, X_2 가 서로 독립이면

$$X_1 + X_2 \sim B(n_1 + n_2, p)$$

[KEY] (a) 이항분포의 대의적 정의와 독립인 확률변수의 합에 관한 정리 2.26으로부터

$$mgf_{\mathbf{X}}(t) = mgf_{\mathbf{Z_1}}(t) \cdots mgf_{\mathbf{Z_n}}(t), \mathbf{Z_i} \overset{\mathrm{iid}}{\sim} \mathsf{Bernoulli}(p) (i = 1, \cdots, n)$$

$$mgf_{Z_i}(t) = \mathbb{E}(e^{tZ_i}) = e^{t \ \cdot \ 1} \mathbb{P}\left(Z_i = 1\right) + e^{t \ \cdot \ 0} \mathbb{P}\left(Z_i = 0\right) = pe^t + q \quad (i = 1, \cdots, n)$$

$$\therefore mgf_{X}(t) = (pe^{t} + q)^{n}, -\infty < t < +\infty$$

(b) 서로 독립인 확률변수의 합에 관한 정리 2.26과 (a)로부터

$$mgf_{{\bf X}_1 + {\bf X}_2}(t) = mgf_{{\bf X}_1}(t) mgf_{{\bf X}_2}(t) = (pe^t + q)^{n_1 + n_2}, \, -\infty < t < +\infty$$

적률생성함수의 분포 결정성으로부터

$$\mathbf{X}_1 + \mathbf{X}_2 \sim \mathbf{B}(n_1 + n_2, p)$$

예 3.2.1 (베르누이 확률변수들을 이용한 초기하분포의 대의적 정의)

다항분포(multinomial distribution)2): $X = (X_1, X_2, \dots, X_k)^t \sim \text{Multi}(n, (p_1, p_2, \dots, p_k)^t)$

각 개체가 세 가지 이상의 유형으로 분류되고 각 유형의 비율이 p_1,p_2,\cdots,p_k 인 모집단에서한 개씩 동일한 확률로 뽑아 나가며 복원추출한 n개의 랜덤표본에 있는 각 유형의 개수를 X_1,X_2,\cdots,X_k 라고 하면 $^{(3)}$

$$pdf_{\mathbf{X}}\left(x_{1}, x_{2}, \cdots, x_{k}\right) = \binom{n}{x_{1} x_{2} \cdots x_{k}} p_{1}^{x_{1}} p_{2}^{x_{2}} \cdots p_{k}^{x_{k}}, \ \ x_{i} = 0, \cdots, \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ x_{1} + x_{2} + \cdots \ x_{k} = n + 1, \dots, n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ x_{1} + x_{2} + \cdots + x_{k} = n + 1, \dots, n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ x_{1} + x_{2} + \cdots + x_{k} = n + 1, \dots, n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ x_{1} + x_{2} + \cdots + x_{k} = n + 1, \dots, n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ x_{1} + x_{2} + \cdots + x_{k} = n + 1, \dots, n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ x_{1} + x_{2} + \cdots + x_{k} = n + 1, \dots, n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ x_{1} + x_{2} + \cdots + x_{k} = n + 1, \dots, n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ x_{1} + x_{2} + \cdots + x_{k} = n + 1, \dots, n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots, k), \ n(i = 1, 2, \cdots, k), \\ n(i = 1, 2, \cdots,$$

다항시행(多項試行 multinomial trial): Z_i^{iid} $\mathrm{Multi}(1,(p_1,p_2,\cdots,p_k)^t)$

여러 가지 유형으로 분류되는 모집단에서 한 개씩 복원추출한 결과를 $Z_i=(Z_{i1},Z_{i2},\cdots,Z_{ik})^t~(i=1,\cdots,n)$ 이라고 하면 이들은 서로 독립이고 각각의 분포는

$$P(Z_i = (1,0,\cdots,0)) = p_1,\cdots,P(Z_i = (0,\cdots,0,1)) = p_k \ (i = 1,\cdots,n)$$

로서 동일하다. 그런데 이 분포를 하나의 식으로 나타내면

$$P(Z_{i1} = z_1, Z_{i2} = z_2, \dots, Z_{ik} = z_k) = p_1^{z_1} p_2^{z_2} \dots p_k^{z_k}, z_i = 0, 1 (i = 1, \dots, k), z_1 + \dots + z_k = 1$$

다항분포의 대의적 정의:

$$\begin{split} \mathbf{X} &= (\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \, \cdots, \mathbf{X}_k)^t \sim \mathrm{Multi}(n, (p_1, p_2, \cdots, p_k)^t) \\ \Leftrightarrow & \ \mathbf{X} \stackrel{d}{\equiv} \mathbf{Z}_1 + \cdots + \mathbf{Z}_n, \mathbf{Z}_i = (\mathbf{Z}_{i1}, \mathbf{Z}_{i2}, \cdots, \mathbf{Z}_{ik})^t \stackrel{iid}{\sim} \mathrm{Multi}(\mathbf{1}, (p_1, p_2, \cdots, p_k)^t) \ (i = 1, \cdots, n) \end{split}$$

정리 3.2.2:다항분포의 성질

(a) $X = (X_1 X_2 \cdots X_k)^t \sim \text{Multi}(n, (p_1, p_2, \cdots, p_k)^t)$ 이면

$$\mathbf{E}\left(\mathbf{X}_{l}\right)=np_{l} \ \left(l=1,\cdots,k\right)$$

$$Var(X_l) = np_l(1 - p_l), Cov(X_l, X_m) = -np_lp_m (l \neq m, l, m = 1, \dots, k)$$

(b) $X = (X_1 X_2, \dots, X_k)^t \sim \text{Multi}(n, (p_1, p_2, \dots, p_k)^t)$ 이면 그 적률생성함수는

$$maf_{\mathbf{x}}(t) = (p_1 e^{t_1} + \dots + p_k e^{t_k})^n, -\infty < t_l < +\infty \ (l = 1, \dots, k)$$

[KEY] 다항분포의 대의적 정의로부터

$$\mathrm{E}(\mathrm{X}) = \mathrm{E}(\mathrm{Z}_1 + \dots + \mathrm{Z}_n) = n \mathrm{E}(\mathrm{Z}_1), \ \mathrm{Var}(\mathrm{X}) = \mathrm{Var}(\mathrm{Z}_1 + \dots + \mathrm{Z}_n) = n \mathrm{Var}(\mathrm{Z}_1)$$

$$mgf_{X}(t) = mgf_{Z_{1} + \dots + Z_{n}}(t) = (mgf_{Z_{1}}(t))^{n}$$

한편, $Z_1=(Z_{11},Z_{12,}\cdots,Z_{1k})^t\sim \mathrm{Multi}(1,(p_1,p_2,\cdots,p_k)^t)$ 이므로

$$\mathbf{P}\left(\mathbf{Z}_{1l} = 1\right) = p_{l}, \, \mathbf{P}\left(\mathbf{Z}_{1l} = 0\right) = 1 - p_{l}, \, \mathbf{Z}_{1l}\mathbf{Z}_{1m} = 0 \ \left(l \neq m, l, m = 1, \cdots, k\right)$$

$$\begin{split} \therefore \begin{cases} & \mathbf{E}\left(\mathbf{Z}_{1l}\right) = p_l \\ & \mathbf{Cov}\left(\mathbf{Z}_{1l}, \mathbf{Z}_{1m}\right) = \mathbf{E}\left(\mathbf{Z}_{1l}\mathbf{Z}_{1m}\right) - \mathbf{E}\left(\mathbf{Z}_{1l}\right)\mathbf{E}\left(\mathbf{Z}_{1m}\right) = -p_lp_m \left(l \neq m, l, m = 1, \cdots, k\right) \\ & mgf_{\mathbf{Z}_1}(t) = \mathbf{E}(e^{t_1\mathbf{Z}_{1l} + \cdots + t_k\mathbf{Z}_{1k}}) = p_1e^{t_1} + \cdots + p_ke^{t_k} \end{split}$$

²⁾ k=2인 경우의 다항분포 $\mathrm{Multi}(n,(p,1-p)^t)$ 는 이항분포 $\mathrm{B}(n,p)$ 를 따르는 확률변수 X에 대하여 X와 $n-\mathrm{X}$ 의 결합분포를 뜻하고 있는 것이다. 즉 $(\mathrm{X},n-\mathrm{X})^t\sim\mathrm{Multi}(n,(p,1-p)^t)$

³⁾ $\binom{n}{x_1x_2\cdots x_k}$ 는 서로 다른 유형의 x_1,x_2,\cdots,x_k 개를 나열하는 방법의 수인 $\frac{n!}{x_1!x_2!\cdots x_k!}$ 를 나타내는 다항계수(多項係數 multinomial coefficient)이다.

3.3 기하분포와 음이항분포

기하분포4)(幾何分布 geometric distribution): $W_1 \sim Geo(p)$

서로 독립이고 성공률이 p 인 베르누이시행 X_1, \dots, X_n, \dots 을 관측할 때, 첫번째 성공을 관측할 때까지의 시행횟수를 W_1 이라고 하면,

$$pdf_{W_1}(x) = P(W_1 = x) = (1-p)^{x-1}p, \ x = 1, 2, \dots$$

정리 3.3.1:기하분포의 성질

(a) $W_1 \sim \text{Geo}(p)$ 이면 그 적률생성함수는

$$mgf_{W_1}(t) = (1 - qe^t)^{-1}e^tp, t \leftarrow \log q \ (q = 1 - p)$$

(b) W₁ ~ Geo(p)이면

$$\mathbf{E}\left(\mathbf{W}_{1}\right) = 1/p, \quad \operatorname{Var}\left(\mathbf{W}_{1}\right) = q/p^{2} \quad \left(q = 1 - p\right)$$

[증명] (a) 기하급수의 공식

(b) 누율생성함수이용:

$$\begin{split} cgf_{\mathbf{W}_1}(t) =& -\log\left(1-qe^t\right) + t + \log p \\ &= t - \log\left\{p - q(e^t - 1)\right\} + \log p \\ &= t - \log\left\{1 - \frac{q}{p}(e^t - 1)\right\}, \quad t \leftarrow \log q \end{split}$$

로그함수의 멱급수 전개식:

$$\begin{split} &-\log(1-{\rm A}\,)={\rm A}+{\rm A}^{\,2}/2+{\rm A}^{\,3}/3+\cdots,\ \ ({\rm A}\simeq0)\\ &\therefore {\rm E}\,({\rm W}_1)=cg\dot{f}_{{\rm W}_1}\!(0)=1/p,\ {\rm Var}\,({\rm W}_1)=cg\ddot{f}_{{\rm W}_1}\!(0)=q/p^2 \end{split}$$

음이항분포5)(陰二項分布 negative binomial distribution): $\mathbb{W}_r \sim \operatorname{Negbin}(r,p)$

서로 독립이고 성공률이 p인 베르누이시행 X_1, \cdots, X_n, \cdots 을 관측할 때 r번째 성공까지의 시행횟수를 W_r 이라고 하면 $(W_r=x)=((x-1)$ 번의 시행 중에서 (r-1)번의 성공 그리고 x번째 시행은 성공)

이므로

$$\mathbf{P}\left(\mathbf{W}_{r}=x\right) = \binom{x-1}{r-1} p^{r-1} (1-p)^{(x-1)-(r-1)} p = \binom{x-1}{r-1} p^{r} (1-p)^{x-r}, \ x=r, r+1, \cdots$$

$$(1+t)^{-r} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-r)(-r-1)\cdots(-r-k+1)}{k!} t^k = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(r+k-1)!}{k!(r-1)!} (-t)^k, -1 < t < 1$$

우변의 무한합에서 x=r+k로 치환하고 -t=q=1-p 를 대입하면 다음이 성립함을 알 수 있다.

$$p^{-r} = \sum_{x=r}^{\infty} {x-1 \choose r-1} (1-p)^{x-r}, \quad \stackrel{\text{\tiny def}}{=} \quad \sum_{x=r}^{\infty} {x-1 \choose r-1} p^r (1-p)^{x-r} = 1$$

⁴⁾ 무한급수 $\sum_{x=1}^{\infty} q^{x-1}$ 을 기하급수라고 부르는 데에서 기하분포의 이름이 유래되었다.

⁵⁾ 음의 정수를 지수로 갖는 함수 $(1+t)^{-r}$ 의 다음과 같은 멱급수 전개식을 음이항전개식(negative binomial expansion)이라고 부르는 데에서 음이항분포의 명칭이 유래하였다.

한편, <u>각각의 성공 후 다음 성공까지의 시행횟수</u>를 나타내는 $W_1, W_2 - W_1, \cdots, W_r - W_{r-1}$ 의 결합 확률에 대하여 다음이 성립하는 것을 알 수 있다.

$$\begin{split} & \text{P}\left(\textbf{W}_1 = x_1, \textbf{W}_2 - \textbf{W}_1 = x_2, \cdots, \textbf{W}_r - \textbf{W}_{r-1} = x_r\right) \\ & = \text{P}\left(\text{연속된 } (x_i - 1) \text{번의 실패 후 성공, } i = 1, \cdots, r\right) \\ & = \left\{(1 - p)^{x_1 - 1} p\right\} \left\{(1 - p)^{x_2 - 1} p\right\} \cdots \left\{(1 - p)^{x_r - 1} p\right\}, \ \ x_i = 1, 2, \cdots \ \ (i = 1, \cdots, r) \end{split}$$

따라서 $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2 - \mathbf{W}_1, \cdots, \mathbf{W}_r - \mathbf{W}_{r-1}$ 은 서로 독립이고 동일한 기하분포를 따른다. 즉

$$\mathbf{W}_{1}, \mathbf{W}_{2} - \mathbf{W}_{1}, \cdots, \mathbf{W}_{r} - \mathbf{W}_{r-1} \overset{iid}{\sim} \mathsf{Geo}\left(p\right)$$

그러므로 이들의 합인 W_r 의 분포인 음이항분포를 다음과 같이 정의할 수 있다.

음이항분포의 대의적 정의:

$$X \sim \text{Negbin}(r, p) \iff X \stackrel{\text{d}}{=} Z_1 + \dots + Z_r, Z_i \stackrel{iid}{\sim} \text{Geo}(p) (i = 1, \dots, r)$$

정리 3.3.2: 음이항분포의 성질

- (a) $X \sim \text{Negbin}(r, p)$ 이면 E(X) = r/p, $Var(X) = rq/p^2$
- (b) $X \sim \text{Negbin}(r,p)$ 이면 그 적률생성함수는

$$mgf_{X}(t) = \{ pe^{t} (1 - qe^{t})^{-1} \}^{r}, t \leftarrow \log q \ (q = 1 - p) \}$$

(c) $X_1 \sim \text{Negbin}(r_1, p), X_2 \sim \text{Negbin}(r_2, p)$ 이고 X_1, X_2 가 서로 독립이면

$$\mathbf{X}_1 + \mathbf{X}_2 \sim \mathbf{Negbin}\left(r_1 + r_2, p\right)$$

3.4 포아송분포

이항확률의 포아송(Poisson) 근사6):

시행횟수 n이 크고 비율 p가 작은 경우에

$$\begin{split} \binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x} &= n(n-1) \cdots (n-x+1) p^x (1-p)^{n-x} / x! \\ &= \frac{n}{n} (1 - \frac{1}{n}) \cdots (1 - \frac{x-1}{n}) (np)^x (1 - \frac{np}{n})^{n-x} / x! \\ &\simeq (np)^x e^{-np} / x! \\ \lim_{\substack{n \to \infty \\ np_n \to \lambda}} \binom{n}{x} p_n^x (1-p_n)^{n-x} &= e^{-\lambda} \lambda^x / x! \qquad (\lambda > 0) \end{split}$$

예 3.4.1(이항확률의 포아송 근사 예)

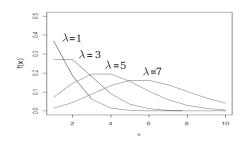
지수함수의 멱급수 전개: $e^a=1+\sum_{n=1}^{\infty}\frac{1}{n!}a^n,\;-\infty< a<+\infty$

포아송분포: $X \sim Poisson(\lambda)$

이항확률의 근사 계산에서 주어지는 확률밀도함수

$$pdf_{X}(x) = e^{-\lambda} \lambda^{x} / x!, \ x = 0, 1, 2, \dots \ (\lambda > 0)$$

패키지 R을 이용하여 그린 포아송분포의 형태 (부록 III 참조):



정리 3.4.1:포아송분포의 성질

(a) $X \sim Poisson(\lambda)$ 이면 그 적률생성함수는

$$mqf_{X}(t) = e^{-\lambda + \lambda e^{t}}, -\infty < t < +\infty$$

(b) X ~ Poisson(λ)이면

$$E(X) = \lambda$$
, $Var(X) = \lambda$

(c) $X_1 \sim \text{Poisson}(\lambda_1), X_2 \sim \text{Poisson}(\lambda_2)$ 이고 X_1, X_2 가 서로 독립이면 $X_1 + X_2 \sim \text{Poisson}(\lambda_1 + \lambda_2)$

$$\lim_{\substack{n\to\infty\\ a_n\to a}}(1+\frac{a_n}{n})^n=e^a\quad \underset{\substack{a_n\to\infty\\ a_n\to a}}{\overset{z}{\lnot}}\quad \lim_{\substack{n\to\infty\\ a_n\to a}}n\log\big(1+\frac{a_n}{n}\big)=a$$

⁶⁾ 이 근사 계산의 과정에서는 다음과 같은 극한 값 계산 결과를 이용하고 있다.

[증명] (a) 지수함수의 멱급수 전개

(b)누율생성함수의 이용

$$cgf_{\mathbf{X}}(t) = -\lambda + \lambda e^{t} = \lambda t + \frac{\lambda}{2!}t^{2} + \frac{\lambda}{3!}t^{3} + \cdots$$

$$\therefore$$
 E(X) = $c\dot{q}f_X(0) = \lambda$, Var(X) = $c\ddot{q}f_X(0) = \lambda$

 $\text{(c)} \ \ mgf_{\mathbf{X}_1 + \mathbf{X}_2}(t) = mgf_{\mathbf{X}_1}(t) mgf_{\mathbf{X}_2}(t) = e^{-\,(\lambda_1 + \,\lambda_2) \,+\,(\lambda_1 + \,\lambda_2)e^t}, \, -\, \infty < t < +\, \infty$

적률생성함수의 분포 결정성:

$$X_1 + X_2 \sim Poisson(\lambda_1 + \lambda_2)$$

포아송과정(Poisson process):

시각 0에서 t까지 특정한 현상이 발생하는 횟수를 N_t 라고 할 때, 다음의 조건들이 만족되면 $\{N_t: t \geq 0\}$ 를 발생률 (occurrence rate) λ 인 포아송과정(Poisson process)이라고 한다.

(a)(정상성 stationarity) 현상이 발생하는 횟수의 분포는 시작하는 시각에 관계없다. 즉 N_t 의 분포와 $N_{s+t}-N_s$ 의 분포가 같고, $N_0=0$ 이다.

(b)(독립증분성 independent increment) 시각 0부터 t까지 현상이 발생하는 횟수와 시각 t 후부터 t+h(h>0)까지 발생하는 횟수는 서로 독립이다. 즉 N_t 와 $N_{t+h}-N_t$ 는 서로 독립이다.

(c)(비례성 proportionality) 짧은 시간 동안에 현상이 한 번 발생할 확률은 시간에 비례한다. 즉

$$P(N_h = 1) = \lambda h + o(h), h \rightarrow 0$$

여기에서 λ 는 양수의 비례상수이고, o(h)의 의미는 $\lim_{h\to 0} o(h)/h = 0$ 임을 뜻한다.

(d)(희귀성 rareness) 짧은 시간 동안에 현상이 두 번 이상 발생할 확률은 매우 작다. 즉 $\mathrm{P}\left(\mathrm{N}_{h}\geq2\right)=o(h),\ h{ o}0$

정리 3.4.2:포아송과정에서 발생횟수의 분포

발생률이 λ 인 포아송과정 $\{N_t:t\geq 0\}$ 에서 시각 t까지 발생횟수 N_t 의 분포는 평균이 λt 인 포아송분포이다. 즉

$$N_t \sim Poisson(\lambda t)$$

[증명] 포아송과정의 독립증분성, 정상성, 희귀성으로부터

$$P(N_{t+h} = x)$$

$$=\operatorname{P}\left(\operatorname{N}_{t+h}=x,\operatorname{N}_{t}=x\right)+\operatorname{P}\left(\operatorname{N}_{t+h}=x,\operatorname{N}_{t}=x-1\right)+\operatorname{P}\left(\operatorname{N}_{t+h}=x,\operatorname{N}_{t}\leq x-2\right)$$

$$=\operatorname{P}\left(\operatorname{N}_{t}=x,\operatorname{N}_{t+h}-\operatorname{N}_{t}=0\right)+\operatorname{P}\left(\operatorname{N}_{t}=x-1,\operatorname{N}_{t+h}-\operatorname{N}_{t}=1\right)+\operatorname{P}\left(\operatorname{N}_{t+h}=x,\operatorname{N}_{t+h}-\operatorname{N}_{t}\geq2\right)$$

$$= P(N_t = x)P(N_h = 0) + P(N_t = x - 1)P(N_h = 1) + o(h), h \to 0$$

따라서 $g(x,t) = P(N_t = x)$ 라고 하면, 비례성과 희귀성으로부터 $h \rightarrow 0$ 일 때

$$q(x,t+h) = q(x,t)\{1 - (\lambda h + o(h)) - o(h)\} + q(x-1,t)\{\lambda h + o(h)\} + o(h)$$

임을 알 수 있다. 이로부터

$$\frac{d}{dt}g(x,t) = -\lambda g(x,t) + \lambda g(x-1,t)$$

$$\therefore \frac{d}{dt} \{ e^{\lambda t} g(x,t) / \lambda^x \} = e^{\lambda t} g(x-1,t) / \lambda^{x-1}$$

한편 $N_0 = 0$ 이므로

$$g(0,0) = 1, g(1,0) = g(2,0) = \dots = 0$$

임을 이용하여 위의 미분방정식을 $x = 0, 1, \cdots$ 에 대하여 차례로 풀면

$$P(N_t = x) = g(x,t) = e^{-\lambda t} (\lambda t)^x / x!, \quad x = 0, 1, \dots$$

예 3.4.2(포아송 과정의 적용 예)

3.5 지수분포와 감마분포

지수분포(exponential distribution): $W_1 \sim \text{Exp}(1/\lambda) \ (\lambda > 0)$

발생률이 λ 인 포아송과정 $\{N_t: t\geq 0\}$ 에서 첫 번째 현상이 발생할 때까지의 시간을 W_1 이라고 하면

$$\begin{split} (\mathbf{W}_1 > t) &= (\mathbf{N}_t = 0) \\ \mathbf{P}(\mathbf{W}_1 > t) &= \mathbf{P}(\mathbf{N}_t = 0) = e^{-\lambda t}, \, t \geq 0 \\ \mathbf{P}(\mathbf{W}_1 \leq t) &= \begin{cases} 1 - e^{-\lambda t}, \, t \geq 0 \\ 0, \qquad t < 0 \end{cases} \\ &= \int_{-\infty}^t \lambda e^{-\lambda x} \mathbf{I}_{(x \geq 0)} dx \end{split}$$

따라서 W₁의 확률밀도함수는

$$pdf(x) = \lambda e^{-\lambda x} I_{(x \ge 0)}$$

정리 3.5.1:지수분포의 성질

(a) $W_1 \sim \text{Exp}(1/\lambda) (\lambda > 0)$ 이면 그 적률생성함수는

$$mgf_{W_1}(t) = (1 - t/\lambda)^{-1}, t < \lambda$$

(b) $W_1 \sim \text{Exp}(1/\lambda) (\lambda > 0)$ 이면

$$E(W_1) = 1/\lambda$$
, $Var(W_1) = 1/\lambda^2$

[증명] (a) 지수함수의 이상 적분

(b) 누율생성함수의 이용

$$\begin{split} cgf_{\mathbf{W}_1}(t) =& -\log{(1-t/\lambda)}, \ t/\lambda < 1 \\ &= t/\lambda + (t/\lambda)^2/2 + (t/\lambda)^3/3 + \cdots \\ &\therefore \ \mathbf{E}(\mathbf{W}_1) = cg\dot{f}_{\mathbf{W}_1}(0) = 1/\lambda, \ \mathbf{Var}(\mathbf{W}_1) = cg\ddot{f}_{\mathbf{W}_1}(0) = 1/\lambda^2 \end{split}$$

감마분포(gamma distribution): $W_r \sim \text{Gamma}(r, 1/\lambda)$

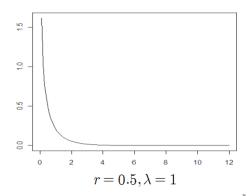
발생률이 λ 인 포아송과정 $\left\{\mathbf{N}_t:t\geq 0\right\}$ 에서 r 번째 현상이 발생할 때까지의 시간을 \mathbf{W}_r 이라고 하면 $\left(\mathbf{W}_r>t\right)=\left(\mathbf{N}_t\leq \mathbf{r}-1\right)$

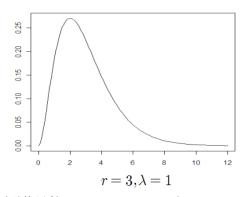
$${\rm P}\left({\rm W}_r \leq t\right) = 1 - {\rm P}\left({\rm W}_r > t\right) = 1 - {\rm P}\left({\rm N}_t \leq r - 1\right) = 1 - \sum_{k=0}^{r-1} e^{-\lambda t} (\lambda t)^k / k!, \ t \geq 0$$

 W_r 의 확률밀도함수는

$$\begin{split} pdf_{\mathbf{W}_{r}}(t) &= \frac{d}{dt}cdf_{\mathbf{W}_{r}}(t) \\ &= -\sum_{k=0}^{r-1} \left\{ (-\lambda)e^{-\lambda t}(\lambda t)^{k}/k! + e^{-\lambda t}k\lambda(\lambda t)^{k-1}/k! \right\} \\ &= \lambda e^{-\lambda t} \left\{ \sum_{k=0}^{r-1} (\lambda t)^{k}/k! - \sum_{k=1}^{r-1} (\lambda t)^{k-1}/(k-1)! \right\} \\ &= \lambda^{r} t^{r-1} e^{-\lambda t}/(r-1)!, \ t > 0 \end{split}$$

패키지 R을 이용하여 그린 감마분포 $Gamma(r,1/\lambda)$ 의 형태(부록 III 참조):





r; 형상모수(形狀母數 shape parameter) 발생률의 역수인 $eta=1/\lambda$; 척도모수(尺度母數 scale parameter)

부록 I.6.2:감마함수

양수 α 에 대하여

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{+\infty} x^{\alpha - 1} e^{-x} dx$$

로 정의된 함수를 감마함수라고 하며 감마함수는 다음과 같은 성질을 갖는다.

- (a) 임의의 양수 α 에 대하여 $\Gamma(\alpha)$ 는 실수이다.
- (b) $\Gamma(\alpha) = (\alpha 1)\Gamma(\alpha 1), \ \alpha > 1$ 특히 $\Gamma(n) = (n 1)!, \ n = 1, 2, \cdots$
- (c) $\Gamma(1/2) = \sqrt{\pi}$

[증명] (a) (i) $0 < \alpha < 1$ 일 때,

$$0 < \int_0^{+\infty} x^{\alpha - 1} e^{-x} dx \le \int_0^1 x^{\alpha - 1} dx + \int_1^{+\infty} e^{-x} dx = \frac{1}{\alpha} + e^{-1} < +\infty$$

(ii) $\alpha \geq 1$ 일 때, α 보다 같거나 큰 최소의 자연수를 $\{\alpha\}$ 라고 하면 양수 x에 대하여

$$(x/2)^{\{\alpha\}-1}/(\{\alpha\}-1)! \le e^{x/2} = 1 + (x/2) + (x/2)^2/2! + \cdots$$

이므로

$$0 < \int_{0}^{+\infty} x^{\alpha - 1} e^{-x} dx = 2^{\alpha - 1} \int_{0}^{+\infty} (x/2)^{\alpha - 1} e^{-x} dx \le 2^{\alpha - 1} (\{\alpha\} - 1)! \int_{0}^{+\infty} e^{x/2} e^{-x} dx < +\infty$$

(b) $\alpha > 1$ 일 때 부분적분을 이용하면

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{+\infty} x^{\alpha - 1} e^{-x} dx$$

$$= [x^{\alpha - 1} (-e^{-x})]_0^{+\infty} - \int_0^{+\infty} (-e^{-x}) dx^{\alpha - 1}$$

$$= (\alpha - 1) \int_0^{+\infty} e^{-x} x^{\alpha - 2} dx$$

$$= (\alpha - 1) \Gamma(\alpha - 1)$$

한편 $\Gamma(1) = \int_0^{+\infty} e^{-x} dx = 1$ 이므로 자연수 n에 대하여

$$\Gamma(n) = (n-1)\Gamma(n-1) = (n-1)(n-2)\Gamma(n-2) = (n-1)(n-2)\cdots\Gamma(1) = (n-1)!$$

(c) $\Gamma(1/2) = \int_{0}^{+\infty} x^{-1/2} e^{-x} dx$ 에서 $\sqrt{x} = z/\sqrt{2}$ 로 치환하면

$$\Gamma(1/2) = \int_0^{+\infty} x^{-1/2} e^{-x} dx$$

$$= \int_0^{+\infty} (z/\sqrt{2})^{-1} e^{-z^2/2} d(z^2/2)$$

$$= \sqrt{2} \int_0^{+\infty} e^{-z^2/2} dz$$

$$= \sqrt{2} / 2 \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-z^2/2} dz$$

그런데 예 I.6.1에서(추후에)

$$\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{1}{2}x^2} dx = \sqrt{2\pi}$$

$$\therefore \Gamma(1/2) = \sqrt{2}/2 \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-z^2/2} dz = \sqrt{\pi}$$

 $Gamma(\alpha, \beta)$ 분포:

$$pdf(x) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta^{\alpha}} x^{\alpha - 1} e^{-x/\beta} I_{(x>0)} \quad (\alpha > 0, \beta > 0)$$

정리 3.5.2:감마분포의 성질

(a) $X \sim Gamma(\alpha, \beta)$ 이면

$$E(X) = \alpha \beta$$
, $Var(X) = \alpha \beta^2$

(b) $X \sim Gamma(\alpha, \beta)$ 이면 그 적률생성함수는

$$mgf_{X}(t) = (1 - \beta t)^{-\alpha}, \ t < 1/\beta$$

(c) $X_1 \sim \mathsf{Gamma}(\alpha_1,\beta), X_2 \sim \mathsf{Gamma}(\alpha_2,\beta)$ 이고 X_1, X_2 가 서로 독립이면

$$\mathbf{X_1} + \mathbf{X_2} \sim \mathsf{Gamma}(\alpha_1 + \alpha_2, \beta)$$

[증명] (a) 다음과 같이 $x/\beta = y$ 로 치환하여 적분하면 X와 X^2 의 기댓값을 구할 수 있다.

$$\begin{split} \int_0^{+\infty} x \frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta^{\alpha}} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} dx &= \frac{\beta}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{+\infty} y^{\alpha} e^{-y} dy = \frac{\Gamma(\alpha+1)}{\Gamma(\alpha)} \beta \\ &= \alpha \beta \end{split}$$

$$\int_0^{+\infty} x^2 \frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta^{\alpha}} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} dx &= \frac{\beta^2}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{+\infty} y^{\alpha+1} e^{-y} dy = \frac{\Gamma(\alpha+2)}{\Gamma(\alpha)} \beta^2 \\ & \therefore \ \mathbf{E}(\mathbf{X}) = \alpha \beta \,, \ \ \mathbf{Var}(\mathbf{X}) = \mathbf{E}(\mathbf{X}^2) - (\mathbf{E}(\mathbf{X}))^2 = \alpha (\alpha+1)\beta^2 - (\alpha\beta)^2 = \alpha\beta^2 \end{split}$$

(b) 다음과 같이 $(1/\beta - t)x = y$ 로 치환하여 적분하면

$$mgf_{X}(t) = \int_{0}^{+\infty} e^{tx} \frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta^{\alpha}} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} dx$$

$$= \frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta^{\alpha}} (1/\beta - t)^{-\alpha} \int_{0}^{+\infty} y^{\alpha-1} e^{-y} dy, \quad 1/\beta - t > 0$$

$$= (1 - \beta t)^{-\alpha}, \quad t < 1/\beta$$

(c) 서로 독립인 확률변수의 합에 관한 정리 2.26과 (b)로부터

$$mgf_{{\bf X}_1+{\bf X}_2}(t) = mgf_{{\bf X}_1}(t) mgf_{{\bf X}_2}(t) = \left(1-\beta t\right)^{-\alpha_1-\alpha_2}, \ t<1/\beta$$

우변은 $Gamma(\alpha_1 + \alpha_2, \beta)$ 분포의 적률생성함수이므로, 적률생성함수의 분포결정성으로부터

$$X_1 + X_2 \sim Gamma(\alpha_1 + \alpha_2, \beta)$$

형상모수가 자연수인 감마분포의 대의적 정의:

형상모수 r이 자연수인 경우에

$$X \sim \operatorname{Gamma}(r,\beta) \Leftrightarrow X \stackrel{d}{=} Z_1 + \cdots Z_r, Z_i \stackrel{iid}{\sim} \operatorname{Exp}(\beta)$$

한편 발생률이 λ 인 포아송과정에서 각각의 현상 발생 후 다음 현상의 발생까지의 시간을 나타내는 $W_1,W_2-W_1,\cdots,W_r-W_{r-1}$ 은 서로 독립이고 동일한 지수분포 $\exp(1/\lambda)$ 를 따르고, 이들의 합인 W_r 은 감마분포 $\operatorname{Gamma}(r,1/\lambda)$ 을 따르는 것이 알려져 있다.

3.6 정규분포

이항분포의 누적 확률을 적분으로 나타내는 근사식7)(부록 1.7)

$$\sum_{x: a \leq \frac{x-np}{\sqrt{np(1-p)}} \leq b} \binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x} \sim \int_a^b \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz, \quad n \to \infty$$

에서의 함수

$$\phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2}, -\infty < z < +\infty$$

는 그 적분 값이 1이 되는 함수이다.

------ 부록 I.6.1 -----

예 I.6.1: 극좌표 변환

이상적분

$$I = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{1}{2}x^2} dx$$

의 값을 극좌표 변환

$$\omega: \begin{cases} x_1 = r\cos\theta \\ x_2 = r\sin\theta, & 0 \leq \theta < 2\pi, 0 \leq r < +\infty \end{cases}$$

을 이용하여 구해보자. 부채꼴의 넓이 공식으로부터 바닥 넓이의 증분은

$$\Delta \, x_1 \Delta \, x_2 \simeq \frac{1}{2} (r + \Delta \, r)^2 \Delta \, \theta - \frac{1}{2} r^2 \Delta \, \theta \simeq r \Delta \, r \, \Delta \, \theta$$

즉

$$dx_1 dx_2 = r dr d\theta$$

$$I^{2} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{1}{2}(x_{1}^{2} + x_{2}^{2})} dx_{1} dx_{2} = \int_{0}^{2\pi} \int_{0}^{+\infty} re^{-\frac{1}{2}r^{2}} dr d\theta = 2\pi$$

$$\therefore \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{1}{2}x^{2}} dx = \sqrt{2\pi}$$

표준정규분포(標準正規分布 standard normal distribution): $Z \sim N\left(0,1\right)$

$$pdf(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} I_{(-\infty, +\infty)}(z) = \phi(z)$$

정규분포: $N(\mu, \sigma^2)$

$$\frac{1}{\sigma}\phi(\frac{x-\mu}{\sigma}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}e^{-\frac{1}{2}\frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}}, -\infty < x < +\infty \quad (\mu는 실수, \sigma는 양수)$$

정규분포의 형태:

 $x = \mu$ 에 대칭인 중 모양의 곡선으로서. σ 는 분포의 흩어진 정도를 나타내고 있다.

⁷⁾ 드모아브르(De Moivre)-라플라스(Laplace) 정리로 알려진 이 근사식의 증명은 부록 I.7에 주어져 있다.

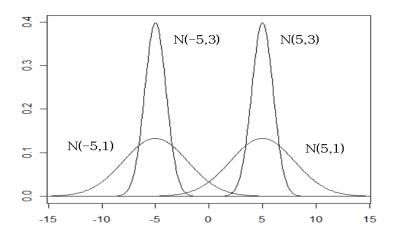


그림 3.6.1 정규분포 $N(\mu, \sigma^2)$ 의 형태

정리 3.6.1:정규분포의 성질

(a) $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 이면

$$E(X) = \mu$$
, $Var(X) = \sigma^2$

(b) $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 이면 그 적률생성함수는

$$mgf_{X}(t) = e^{\mu t + \frac{1}{2}\sigma^{2}t^{2}}, -\infty < t < +\infty$$

(c) $X_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$, $X_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$ 이고 X_1, X_2 가 서로 독립이면

$$X_1 + X_2 \sim N(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$$

[증명] (a) $\frac{x-\mu}{\sigma} = z$ 로 치환

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} x \frac{1}{\sigma} \phi(\frac{x-\mu}{\sigma}) dx = \sigma \int_{-\infty}^{+\infty} z \phi(z) dz + \mu$$

여기에서 $z^2/2=y$ 로 치환하여 적분하면

$$\int_{-\infty}^{+\infty} z \, \phi(z) \, dz = -\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{0}^{+\infty} e^{-y} dy + \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{0}^{+\infty} e^{-y} dy = 0 \quad \therefore \quad \mathcal{E}(X) = \mu$$

같은 방법으로

$$\text{Var}(\mathbf{X}) = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^2 \frac{1}{\sigma} \phi(\frac{x - \mu}{\sigma}) dx = \sigma^2 \int_{-\infty}^{+\infty} z^2 \phi(z) \, dz$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} z^2 \phi(z) dz = 2 \int_{0}^{+\infty} z^2 \phi(z) dz = \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_{0}^{+\infty} \sqrt{2y} \, e^{-y} dy = \frac{2\Gamma(3/2)}{\sqrt{\pi}}$$

그런데 부록 I의 예 I.6.2에서

$$2\Gamma(3/2) = 2\Gamma(1/2+1) = 2(1/2)\Gamma(1/2) = \sqrt{\pi}$$
$$\therefore \int_{-\infty}^{+\infty} z^2 \phi(z) dz = 1, \quad \text{Var}(X) = \sigma^2$$

(b) $\frac{x-\mu}{\sigma} = z$ 로 치환하여 $\phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2}$ 에 관한 적분으로 나타내면

$$mgf_{\mathcal{X}}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{tx} \frac{1}{\sigma} \phi(\frac{x-\mu}{\sigma}) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{t(\sigma z + \mu)} \phi(z) dz$$

여기에서 다음과 같이 $z-\sigma t=y$ 로 치환하여 적분하면

$$\int_{-\infty}^{+\infty} e^{t\sigma z} \phi(z) dz = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(z-\sigma t)^2} dz \ e^{\frac{1}{2}\sigma^2 t^2} = e^{\frac{1}{2}\sigma^2 t^2} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}y^2} dy = e^{\frac{1}{2}\sigma^2 t^2}$$

$$\therefore mgf_{X}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{t(\sigma z + \mu)} \phi(z) dz = e^{\mu t + \frac{1}{2}\sigma^{2}t^{2}}, \quad -\infty < t < +\infty$$

(c) 서로 독립인 확률변수의 합에 관한 정리 2.5.11과 (b)로부터

$$mgf_{\mathbf{X}_1 + \mathbf{X}_2}(t) = mgf_{\mathbf{X}_1}(t)mgf_{\mathbf{X}_2}(t) = \exp\Big\{(\mu_1 + \mu_2)t + \frac{1}{2}(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)t^2\Big\}, \quad -\infty < t < +\infty$$

우변은 $N(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$ 분포의 적률생성함수이므로, 적률생성함수의 분포 결정성으로부터

$$X_1 + X_2 \sim N(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$$

정리 3.6.2: 정규분포의 대의적 정의

(a) $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 이면 상수 a, b에 대하여

$$aX + b \sim N(a\mu + b, a^2\sigma^2)$$

(b)
$$X \sim N(\mu, \sigma^2) \Leftrightarrow \frac{X - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1) \Leftrightarrow X \stackrel{d}{=} \sigma Z + \mu, Z \sim N(0, 1)$$

[증명] (a)
$$mgf_{aX+b}(t) = \mathbb{E}[e^{t(aX+b)}] = mgf_X(at)e^{bt}$$

$$mgf_{a{\bf X}+\,b}(t) = \exp\Big\{bt + \mu(at) + \frac{1}{2}\sigma^2(at)^2\Big\} = \exp\Big\{(a\mu + b)t + \frac{1}{2}(a^2\sigma^2)t^2\Big\}, \ -\infty < t < +\infty$$

우변은 $N(a\mu+b,a^2\sigma^2)$ 분포의 적률생성함수이므로, 적률생성함수의 분포 결정성으로부터

$$aX + b \sim N(a\mu + b, a^2\sigma^2)$$

표준정규분포의 누적분포함수:

$$\Phi(x) = \int_{-\infty}^{x} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-z^2/2} dz$$

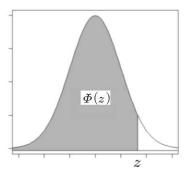
정규분포 $N(\mu, \sigma^2)$ 를 따르는 X의 누적확률은

$$P(X \le x) = P(\frac{X - \mu}{\sigma} \le \frac{x - \mu}{\sigma}) = \Phi(\frac{x - \mu}{\sigma})$$

패키지 R(부록 III)을 이용하여 계산.

표준정규분포의 누적확률: 부록 Ⅳ에

$$\Phi(1.64) = 0.9495, \ \Phi(1.65) = 0.9505, \ \Phi(1.96) = 0.9750$$



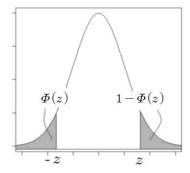


그림 3.6.2 표준정규분포의 누적확률

예 3.6.1

 $X \sim N(3,4)$ 일 때 부록 IV의 표를 이용하여 다음 확률을 구하여라.

(a)
$$P(5 < X \le 7)$$

(b)
$$P(1 < X \le 4)$$

(c)
$$P(X > 0)$$

[풀이] $Z = \frac{X-3}{\sqrt{4}} \sim N(0,1)$ 이므로 구하는 확률을 다음과 같이 계산할 수 있다.

(a)
$$P(5 < X \le 7) = \Phi(\frac{7-3}{2}) - \Phi(\frac{5-3}{2}) = \Phi(1.0) - \Phi(2.0)$$

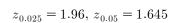
(b)
$$P(1 < X \le 4) = \Phi(\frac{4-3}{2}) - \Phi(\frac{1-3}{2}) = \Phi(0.5) - \Phi(-1.0) = \Phi(0.5) - (1 - \Phi(1.0))$$

(c)
$$P(X > 0) = 1 - P(X \le 0) = 1 - \Phi(\frac{0 - 3}{2}) = 1 - \Phi(-0.5) = \Phi(0.5)$$

한편, Z ~ N(0,1)일 때

$$P(Z > z_{\alpha}) = \alpha \ (0 < \alpha < 1)$$

를 만족시키는 값 z_{α} 를 표준정규분포의 상방 α 분위수(upper α quantile)라고 한다. 이러한 상방 분위수는 패키지 R이나 부록 IV의 표를 이용하여 구할 수 있다. 예를 들면



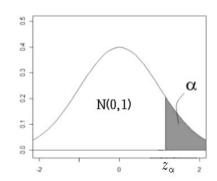


그림 3.6.3 표준정규분포의 상방 분위수

따라서 정리 3.6.2로부터 정규분포 $N(\mu, \sigma^2)$ 의 상방 α 분위수는 $\mu + \sigma z_{\alpha}$ 로 주어진다. 즉 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 일 때

$$P(X > \mu + \sigma z_{\alpha}) = \alpha$$

예 3.6.2

 $X \sim N(3,4)$ 일 때 다음 분위수 $q_{0.95}$ 와 $q_{0.025}$ 를 구하여라.

(a)
$$P(X \le q_{0.95}) = 0.95$$

(b)
$$P(X \le q_{0.025}) = 0.025$$

[풀이]

(a)
$$P(X > q_{0.95}) = 0.05$$
 이므로 $q_{0.95} = 3 + 2z_{0.05} = 6.290$

(b)
$$P(X > q_{0.025}) = 0.975$$
이므로 $q_{0.025} = 3 + 2z_{0.975} = 3 - 2z_{0.025} = -0.92$

여러 가지 분포의 정의

분포의 명칭과 기호 (distribution)	확률밀도함수 (pdf)	대의적 정의 (representational definition)
이항분포 B (n,p) $0 \le p \le 1$	$\binom{n}{x}p^{x}(1-p)^{n-x},$ $x = 0, 1, \dots, n$	$\mathbf{X} \sim \mathbf{B}(n,p) \iff \mathbf{X} \stackrel{\mathrm{d}}{=} \mathbf{Z}_1 + \cdots + \mathbf{Z}_n,$ $\mathbf{Z}_i \stackrel{iid}{\sim} \mathbf{Bernoulli}(p) (i = 1, \cdots, n)$
베르누이분포 $Bernoull(p)$ $0 \le p \le 1$	$p^{x}(1-p)^{1-x}, x = 0,1$	$\mathrm{B}(1,p)$
음이항분포 Negbin (r,p) $0 : 자연수$		$\mathbf{X} \sim \operatorname{Negbin}(r,p) \Leftrightarrow \mathbf{X} \stackrel{\mathrm{d}}{=} \mathbf{Z}_1 + \dots + \mathbf{Z}_r$ $\mathbf{Z}_i \stackrel{iid}{\sim} \operatorname{Geo}(p) (i = 1, \dots, r)$
기하분포 Geo(p) 0 < p < 1	$(1-p)^{x-1}p, x = 1, 2, \cdots$	$\operatorname{Negbin}(1,p)$
포아송분포 $\operatorname{Poisson}(\lambda) \ \lambda \geq 0$	$\frac{e^{-\lambda}\lambda^x}{x!}, x = 0, 1, \dots$	
다항분포 $\operatorname{Multi}(n,(p_1,p_2,\cdots,p_k)^t)$ $p_j \geq 0, \sum_{j=1}^k p_j = 1$	$ \begin{pmatrix} n \\ x_1 x_2 \cdots x_k \end{pmatrix} p_1^{x_1} p_2^{x_2} \cdots p_k^{x_k} $ $ x_i = 0, \dots, n \ (i = 1, 2, \dots, k) $ $ x_1 + x_2 + \dots x_k = n $	$\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1, \cdots, \mathbf{X}_k)^t, p = (p_1, \cdots, p_k)^t$ $\mathbf{X} \sim \mathrm{Multi}(n, p) \Leftrightarrow \ \mathbf{X} \stackrel{d}{\equiv} \mathbf{Z}_1 + \cdots + \mathbf{Z}_n,$ $\mathbf{Z}_i \stackrel{iid}{\sim} \mathrm{Multi}(1, p) \ (i = 1, \cdots, n)$ $\mathbf{Z}_i = (\mathbf{Z}_{i1}, \cdots, \mathbf{Z}_{ik})^t$
감마분포 $Gamma(\alpha, \beta)$ $\alpha > 0, \beta > 0$	$\frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta^{\alpha}}x^{\alpha-1}e^{-x/\beta}I_{(0,\infty)}(x)$	$lpha=r$ 이 자연수인 경우: $\mathbf{X}\simGamma(r,\beta)\Leftrightarrow\mathbf{X}\overset{d}{\equiv}\mathbf{Z}_1+\cdots\mathbf{Z}_r$ $\mathbf{Z}_i^{iid}\mathbf{Exp}(\beta)(i=1,\cdots,r)$
지수분포 $\operatorname{Exp}(1/\lambda) \ \lambda > 0$	$\lambda e^{-\lambda x} \mathrm{I}_{(0,\infty)}(x)$	$Gamma(1,1/\lambda)$
정규분포 N (μ, σ²) μ: 실수, σ > 0	$\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}e^{-\frac{1}{2}\frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}}$ $-\infty < x < +\infty$	$X \sim N(\mu, \sigma^{2})$ $\Leftrightarrow X \stackrel{d}{\equiv} \sigma Z + \mu, Z \sim N(0, 1)$

여러 가지 분포의 생성함수

분포의 명칭과 기호 (distribution)	적률생성함수 (mgf)	누율생성함수 (cgf)
이항분포 B (n,p) $0 \le p \le 1$	$(pe^t + q)^n, q = 1 - p$ $-\infty < t < +\infty$	$n \log \{1 + p(e^t - 1)\}$ $= n \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k} (-1)^{k-1} p^k \left(\sum_{j=1}^{\infty} \frac{t^j}{j!} \right)^k$
음이항분포 Negbin (r,p) $0 : 자연수$	$\begin{aligned} \left\{pe^{t}(1-qe^{t})^{-1}\right\}^{r}, q &= 1-p \\ t \leftarrow \log q \end{aligned}$	$-r\log(1-p^{-1}(1-e^{-t}))$ $=r\sum_{k=1}^{\infty}\frac{1}{k}(p^{-1})^k\left(\sum_{j=1}^{\infty}(-1)^{j+1}\frac{t^j}{j!}\right)^k$
포아송분포 Poisson(λ) λ≥0	$e^{-\lambda + \lambda e^{t}}$ $-\infty < t < +\infty$	$-\lambda + \lambda e^t = \sum_{k=1}^{\infty} \lambda \frac{t^k}{k!}$
다항분포 $\operatorname{Multi}(n,(p_1,p_2,\cdots,p_k)^t)$ $p_j \geq 0, \sum_{j=1}^k p_j = 1$	$(p_1 e^{t_1} + \dots + p_k e^{t_k})^n$ $-\infty < t_j < +\infty \ (j = 1, \dots, k)$	$n\log \left\{1+\sum_{j=1}^k p_j(e^{t_j}-1)\right\}$
감마분포 $\operatorname{Gamma}(\alpha,\beta)\; \alpha>0, \beta>0$	$(1 - \beta t)^{-\alpha}$ $t < 1/\beta$	$-\alpha \log (1 - \beta t) = \alpha \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k} \beta^k t^k$
정규분포 N(μ, σ²) μ는 실수,σ>0	$e^{\mu t + \frac{1}{2}\sigma^2 t^2}$ $-\infty < t < +\infty$	$\mu t + \frac{1}{2}\sigma^2 t^2$

정리 I.7.2: 이항확률의 정규 근사

(a)
$$q=1-p$$
 라고 할 때, $a \leq \frac{x-np}{\sqrt{npq}} \leq b$ 인 x 에 대하여

$$\binom{n}{x}p^x(1-p)^{n-x} \sim \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\frac{x-np}{\sqrt{npq}})^2\right\} \frac{1}{\sqrt{npq}}, \quad n \to \infty$$

(b)

$$\sum_{x: a \leq \frac{x - np}{\sqrt{npq}} \leq b} \binom{n}{x} p^x (1 - p)^{n - x} \sim \int_a^b \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz, \quad n \to \infty$$

[증명] (a) 스털링의 공식

$$m! \sim m^{m+1/2} e^{-m} \sqrt{2\pi}, \quad m \rightarrow \infty$$

으로부터

$$\binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x} = \frac{n!}{x! (n-x)!} p^x (1-p)^{n-x}$$

$$\sim \frac{n^{n+1/2} e^{-n} \sqrt{2\pi}}{x^{x+1/2} e^{-x} \sqrt{2\pi} (n-x)^{n-x+1/2} e^{-(n-x)} \sqrt{2\pi}} p^x (1-p)^{n-x}$$

$$\sim \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{p^x (1-p)^{n-x}}{(\frac{x}{n})^x (1-\frac{x}{n})^{n-x}} \frac{1}{\sqrt{n \frac{x}{n} (1-\frac{x}{n})}}$$

여기에서 $z = \frac{x - np}{\sqrt{nna}}$ 라고 하면

$$\log \frac{p^{x}(1-p)^{n-x}}{(\frac{x}{n})^{x}(1-\frac{x}{n})^{n-x}}$$

$$= -x(\log \frac{x}{n} - \log p) - (n-x)(\log (1-\frac{x}{n}) - \log (1-p))$$

$$= -(np+z\sqrt{npq})\log (1+z\frac{\sqrt{q/p}}{\sqrt{n}}) - (nq-z\sqrt{npq})\log (1-z\frac{\sqrt{p/q}}{\sqrt{n}})$$

$$= -\frac{1}{2}z^{2} + \frac{1}{\sqrt{n}}(\cdots) + \cdots \qquad (\because -\log (1-t) = t + t^{2}/2 + t^{3}/3 + \cdots, t \to 0)$$

$$\therefore \frac{p^{x}(1-p)^{n-x}}{(\frac{x}{n})^{x}(1-\frac{x}{n})^{n-x}} = \exp\left\{-\frac{1}{2}z^{2} + \frac{1}{\sqrt{n}}(\cdots) + \cdots\right\} \sim \exp(-\frac{1}{2}z^{2})$$

한편 $a \leq \frac{x/n-p}{\sqrt{pq/n}} \leq b$, $-b \leq \frac{(1-x/n)-(1-p)}{\sqrt{pq/n}} \leq -a$ 이므로

$$\frac{1}{\sqrt{n\frac{x}{n}(1-\frac{x}{n})}} \sim \frac{1}{\sqrt{np(1-p)}} = \frac{1}{\sqrt{npq}}$$

그러므로 $a \leq \frac{x-np}{\sqrt{npq}} \leq b$ 일 때, $z = \frac{x-np}{\sqrt{npq}}$ 에 대하여

$$\binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x} \sim \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{p^x (1-p)^{n-x}}{(\frac{x}{n})^x (1-\frac{x}{n})^{n-x}} \frac{1}{\sqrt{n\frac{x}{n}(1-\frac{x}{n})}}$$

$$\sim \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}z^2\right) \frac{1}{\sqrt{npq}}$$

(b) $a \leq \frac{x-np}{\sqrt{npq}} \leq b$ 를 만족시키는 최소의 정수를 x_{\min} , 최대의 정수를 x_{\max} 라고 하고,

$$z_1 = \frac{x_{\min} - np}{\sqrt{npq}}, \dots, z_N = \frac{x_{\max} - np}{\sqrt{npq}}, \quad \phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{1}{2}z^2}$$

라고 하면 $z_1 \sim a, z_N \sim b, \frac{N-1}{\sqrt{nna}} = z_N - z_1 \sim b - a$

$$\therefore \sum_{x: a \leq \frac{x - np}{\sqrt{npq}} \leq b} \binom{n}{x} p^x (1 - p)^{n - x} \sim \frac{1}{\sqrt{npq}} \sum_{x: a \leq \frac{x - np}{\sqrt{npq}} \leq b} \phi(\frac{x - np}{\sqrt{npq}})$$

$$\sim \frac{b - a}{N - 1} \sum_{j=1}^{N} \phi(z_j)$$

$$\sim \int_{-\infty}^{b} \phi(z) dz$$

정리 I.7.1 스털링(Stirling)의 공식

$$m! \sim m^{m+1/2} e^{-m} \sqrt{2\pi}, \quad m \rightarrow \infty$$

여기에서 $a_m \sim b_m, m
ightarrow$ 의 의미는 $\lim_{m
ightarrow \infty} a_m/b_m = 1$ 을 뜻한다.

[증명]

$$\begin{split} m! &= \Gamma(m+1) \\ &= \int_0^{+\infty} x^m e^{-x} dx \\ &= \int_0^{+\infty} e^{m \log x - x} dx \\ &= \int_0^{+\infty} e^{m \log my - my} m \, dy \\ &= m^{m+1} \int_0^{+\infty} e^{m (\log y - y)} dy \\ &= m^{m+1} e^{-m} \int_0^{+\infty} e^{m (\log y - y + 1)} dy \quad (\log y = \log (1 + (y - 1))) 의 전 케) \\ &= m^{m+1} e^{-m} \int_0^{+\infty} \exp \left[m \left\{ -\frac{1}{2} (y - 1)^2 + \frac{1}{3} (y - 1)^3 - \frac{1}{4} (y - 1)^4 + \cdots \right\} \right] dy \\ &= m^{m+1} e^{-m} \int_0^{+\infty} e^{-\frac{m}{2} (y - 1)^2} \exp \left\{ \frac{m}{3} (y - 1)^3 - \frac{m}{4} (y - 1)^4 + \cdots \right\} dy \end{split}$$

여기에서 $z=\sqrt{m}\left(y-1\right)$ 로 치환하면

$$m! = m^{m+1}e^{-m} \int_{-\sqrt{m}}^{+\infty} e^{-\frac{1}{2}z^{2}} \exp\left(\frac{1}{\sqrt{m}} \frac{1}{3}z^{3} - \frac{1}{m} \frac{1}{4}z^{4} + \cdots\right) \frac{1}{\sqrt{m}} dz$$

$$= m^{m+1/2}e^{-m} \sqrt{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^{2}} \left\{ 1 + \frac{1}{\sqrt{m}} \frac{1}{3}z^{3} + \frac{1}{m} \left(\frac{1}{2} \frac{1}{9}z^{6} - \frac{1}{4}z^{4}\right) + \cdots \right\} dz$$

$$\sim m^{m+1/2}e^{-m} \sqrt{2\pi}, \quad m \to \infty$$