

فصل هشتم

توزیع های نمونه ای

در فصل های پیش نشان دادیم که با داشتن تابع توزیع یک متغیر تصادفی چگونه می توان مقدار احتمالات مورد نظر را بدست آورد. اما در عمل در بسیاری از اوقات می دانیم که یک متغیر تصادفی (مثلاً بارش باران در طول سال) از چه توزیع پیروی می کند اما مشکل اینجاست که مقدار پارامترهای توزیع را نمی دانیم. به عنوان مثال تعداد دفعات برنده شدن حساب بانکی یک شخص در طول ۱۰ سال یک متغیر تصادفی دو جمله ای با پارامترهای $X \sim B(10, p)$ می باشد. اما p یا همان احتمال برنده شدن حساب را نمی دانیم بنابراین برای بدست آوردن آن نیازمند روشهایی هستیم که بتوان پارامترهای مجهول را برآورد نمود در این فصل و فصل های بعدی روشهایی را برای این منظور ارائه می کنیم.

۱.۸ نمونه تصادفی

یک جمعیت آماری را با متغیر تصادفی X و توزیع احتمال $f_X(x)$ در نظر بگیرید. از این جمعیت n عضو را انتخاب می کنیم، این n عضو را یک نمونه n تایی گوئیم. اولین عضو از نمونه را با X_1 و دومین عضو را با X_2 و به همین ترتیب n امین عضو انتخابی را با X_n نمایش می دهیم. به این ترتیب نمونه n تایی به صورت X_1, X_2, \dots, X_n خواهد بود که در آن هر یک از X_i یا خود یک متغیر تصادفی یا همان توزیع $f_X(x)$ می باشند. و از آنجا که تعداد اعضای جمعیت آماری نامتناهی یا بسیار زیاد می باشد ($N \rightarrow \infty$). در این صورت انتخاب X_i یا مستقل از X_j ($i \neq j$) می باشد. و این یعنی توزیع توأم X_1 تا X_n برابر با حاصل ضرب توزیع X_1 تا X_n می باشد. حال با توجه به مطالب فوق تعریف نمونه تصادفی را بصورت زیر ارائه می کنیم:

تعریف:

گوئیم X_1, X_2, \dots, X_n یک نمونه تصادفی از متغیر تصادفی X می باشد اگر و فقط اگر تابع احتمال $f(X_1, X_2, \dots, X_n)$ بصورت زیر باشد:

$$f(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n f_X(x_i) \quad \forall (x_1, x_2, \dots, x_n)$$

حال در مثال های بعدی نحوه بکارگیری نمونه گیری را مشخص می کنیم.

مثال ۱: مدیر یک کارخانه کنسروسازی ادعا می کند که از هر ۱۰۰۰۰ کنسرو تولید شده تنها ۵ قوطی دارای اشکال می باشد، به وضوح برای اثبات ادعای وی نمی توانیم تمام قوطی ها را بررسی کنیم بنابراین از میان تمام قوطی ها ۱۰ قوطی انتخاب می کنیم (در این مثال برای سادگی تعداد کمتری نمونه انتخاب کردیم) و آنها را مورد بررسی قرار می دهیم. مطلوبست:

الف) تعریف متغیر تصادفی X و نمونه های تصادفی X_i $i=1, 2, \dots, 10$
 ب) تابع چگالی احتمال توأم نمونه های تصادفی X_i .

حل: الف) متغیر تصادفی X را به این صورت تعریف می کنیم:

$$X = \begin{cases} 0 & \text{اگر قوطی سالم باشد} \\ 1 & \text{اگر قوطی ناسالم باشد} \end{cases}$$

به این ترتیب نمونه های تصادفی X_i به این صورت تعریف خواهد شد:

$$X = \begin{cases} 0 & \text{اگر نمونه } i \text{ ام سالم باشد} \\ 1 & \text{اگر نمونه } i \text{ ام ناسالم باشد} \end{cases}$$

بنابراین متغیر تصادفی X یک متغیر تصادفی برنولی با پارامتر p می باشد.

نمونه تصادفی عبارتست از X_1, X_2, \dots, X_n که هر یک نیز به نوبه خود دارای توزیع برنولی با همان پارامتر p می باشند. یعنی داریم:

$$f_{X_i}(x_i) = p^{x_i} (1-p)^{1-x_i} \quad i=1, 2, \dots, 10$$

$x_i = 0$ یا 1

برای سایر مقادیر $= 0$

ب) از آنجا که نمونه ها از بین تعداد زیادی ($10/000$) کنسرو انتخاب می شوند بنابراین انتخاب با جایگذاری و بدون جایگذاری تقریباً معادل یکدیگر می باشند و می توان گفت که X_i ها از یکدیگر مستقل می باشند. در این صورت تابع چگالی توأم X_i ها عبارتست از:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_{10}) = \prod_{i=1}^{10} \frac{f(x_i)}{X} = p^{\sum_{i=1}^{10} x_i} (1-p)^{10 - \sum_{i=1}^{10} x_i}$$

مثال ۲: می‌دانیم که طول قد دانشجویان یک دانشگاه یک متغیر تصادفی نرمال با میانگین μ و واریانس σ^2 می‌باشد. اگر به تصادف ۱۰ نفر از دانشجویان انتخاب کنیم و X_1 را طول قد نفر اول و X_2 را طول قد نفر دوم و به همین ترتیب X_{10} را طول قد نفر دهم قرار دهیم. در این صورت مطلوبست:

الف) تابع چگالی احتمال توام X_1 تا X_{10} .

ب) احتمال اینکه قد هر ۱۰ نفر از ۱/۵ متر بیشتر باشد؟

ج) احتمال اینکه هیچ کس قدی بلندتر از ۲ متر نداشته باشد؟

حل: الف) از آنجا که هر یک از X_i ها نمونه‌های تصادفی می‌باشند که از یکدیگر مستقل بوده و از توزیع نرمال با میانگین μ و واریانس σ^2 پیروی می‌کند بنابراین:

$$f(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^{10} \frac{f(x_i)}{X} = \prod_{i=1}^{10} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}} = \frac{1}{\sigma^{10} (2\pi)^5} e^{-\frac{\sum_{i=1}^{10} (x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}}$$

ب) احتمال اینکه قد هر ۱۰ نفر از ۱/۵ متر بیشتر باشد برابر است با:

$$p(X_1 > 1/5) = 1 - p(X_1 \leq 1/5) = 1 - p\left(\frac{X_1 - \mu}{\sigma} < \frac{1/5 - \mu}{\sigma}\right) \\ = 1 - N_Z\left(Z < \frac{1/5 - \mu}{\sigma}\right)$$

برای X_1 تا X_{10} داریم:

$$p(X_1, \dots, X_{10} > 1/5) = \left(1 - N_Z\left(\frac{1/5 - \mu}{\sigma}\right)\right)^{10}$$

ج) مطابق بند (ب) مقدار این احتمال هم برابر است با:

$$p(X_1, \dots, X_{10} < 2) = \left(N_Z\left(\frac{2 - \mu}{\sigma}\right)\right)^{10}$$

همانطور که ملاحظه می‌کنید تابع چگالی توام و نتایج احتمالات به مقادیر μ و σ^2 وابسته می‌باشد. در فصل برآورد نشان می‌دهیم که با برآورد این پارامترها می‌توان مقادیر احتمالات را محاسبه نمود.

۲.۸ آماره‌ها

اگر با استفاده از عضوهای یک نمونه تصادفی (مثل X_1, X_2, \dots) یک تابع بسازیم که به مقادیر مجهول پارمتر وابستگی نداشته باشد به آن تابع یک آماره می‌گوییم.

به این ترتیب اگر X_1, X_2, \dots, X_n یک نمونه تصادفی باشند توابع زیر همگی آماره می‌باشند:

$$X_2 + X_4 + X_8, \quad \frac{X_n}{X_1}, \quad \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i)^2$$

$$\prod_{i=1}^n X_i, \quad \sum_{i=1}^n (X_i - 2)^2$$

اما توابع زیر بشرطی آماره می‌باشند که مقادیر μ و σ^2 مجهول نباشند:

$$X_n - \mu, \quad \frac{1}{n-1} \sum_1^n (X_i - \mu)^2, \quad \frac{X_2 - X_1}{2\sigma^2}, \quad \frac{X_1 - \mu}{\sigma}$$

به عنوان مثال $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ میانگین نمونه تصادفی می‌باشد که یک آماره هم می‌باشد. اما این میانگین با پارامتر μ در جامعه تفاوت می‌کند زیرا میانگین نمونه از نمونه‌ای به نمونه دیگر تغییر می‌ند اما پارامتر جامعه μ همواره ثابت است.

در استنباط آماری با گرفتن نمونه‌هایی از جامعه و بدست آوردن آماره‌هایی مثل $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ یا $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ می‌خواهیم

نتیجه‌گیری‌هایی در مورد پارامترهای جامعه مثل میانگین μ و واریانس σ^2 داشته باشیم.

حال همانطور که برای یک متغیر تصادفی X مقادیری مثل میانگین، واریانس، کمین گشتاور را معرفی نمودیم برای متغیر تصادفی X نیز این مقادیر را می‌توانیم تعریف کنیم.

مقدار $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ میانگین نمونه گفته می‌شود. به همین ترتیب مقدار $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ نیز مقدار واریانس نمونه و $S = \sqrt{S^2}$

نیز مقدار انحراف از معیار نمونه نامیده می‌شود.

کمین گشتاور نمونه عبارتست از:

$$M_K = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k \quad k=1, 2, \dots$$

توجه کنید که مقادیر \bar{X} و S^2 یک آماره می‌باشد و در نتیجه خود یک متغیر تصادفی می‌باشد این مطلب برای مقادیر مختلف K در M_K (مثل M_1, M_2, \dots) نیز برقرار می‌باشد.

مثال ۳: نشان دهید روابط زیر دارای S^2 برقرار است:

$$S^2 = \frac{1}{n-1} (\sum X_i^2 - n\bar{X}^2) \quad (\text{الف})$$

$$S^2 = \frac{n}{n-1} (M_2 - \bar{X}^2) \quad (\text{ب})$$

(حل: الف)

$$\begin{aligned} S^2 &= \frac{1}{n-1} \sum_1^n (X_i - \bar{X})^2 = \frac{1}{n-1} \sum_1^n (X_i^2 - 2X_i\bar{X} + \bar{X}^2) \\ &= \frac{1}{n-1} (\sum_1^n X_i^2 - 2\bar{X} \sum_1^n X_i + n\bar{X}^2) \\ &= \frac{1}{n-1} (\sum_1^n X_i^2 - 2\bar{X}(n\bar{X}) + n\bar{X}^2) = \frac{1}{n-1} (\sum_1^n X_i^2 - n\bar{X}^2) \end{aligned}$$

(ب) بوضوح از بند الف داریم:

$$\begin{aligned} S^2 &= \frac{1}{n-1} (\sum_1^n X_i^2 - n\bar{X}^2) = \frac{1}{n-1} \times n \left(\frac{1}{n} \sum_1^n X_i^2 - \bar{X}^2 \right) \\ &= \frac{n}{n-1} (M_2 - \bar{X}^2) \end{aligned}$$

در بخش توزیع‌های نمونه‌ای علت بکار بردن $\frac{1}{n-1}$ به جای $\frac{1}{n}$ را در محاسبه S^2 توضیح می‌دهیم.

مثال ۴: در مثال ۲ نتیجه، حاصل از نمونه‌گیری از قد ۱۰ نفر از دانشجویان صورت زیر می‌باشد:

۱۷۸ ، ۱۸۷ ، ۱۶۱ ، ۱۵۰ ، ۱۷۰ ، ۱۷۵ ، ۱۹۲ ، ۱۶۶ ، ۱۷۳ ، ۱۸۴

مطلوبست:

(الف) میانگین و واریانس نمونه.

(ب) گشتاور اول و دوم نمونه.

حل: الف)

$$\bar{X} = \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} X_i = \frac{1}{10} (178 + 187 + 161 + 150 + 170 + 175 + 192 + 166 + 173 + 184) = 173/6$$

برای محاسبه واریانس نمونه از گشتاور اول و دوم استفاده می‌نیم:

$$M_1 = M_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X} = 173/6$$

$$M_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 = \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} (X_i)^2 = \frac{1}{10} (178^2 + 187^2 + 161^2 + 150^2 + 170^2$$

$$+ 175^2 + 192^2 + 166^2 + 173^2 + 184^2) = 30280/4$$

بنابراین S^2 برابر است با:

$$S^2 = \frac{n}{n-1} (M_2 - \bar{X}^2) = \frac{10}{9} (30280/4 - 173^2/6^2)$$

$$= \frac{10}{9} (143/44) = 159/37$$

$$\Rightarrow S = \sqrt{159/37} = 12/62$$

انحراف از معیار نمونه:

۸. ۳ آماره مرتب، میانه و برد نمونه

نمونه تصادفی X_1, X_2, \dots, X_n از متغیر تصادفی X را در نظر بگیرید اگر مقادیر مشاهده شده نمونه تصادفی را از کوچک به بزرگ مرتب کنیم بطوریکه $X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(n)}$ را داشته باشیم در این صورت $X_{(i)}$ را i امین آماره مرتب می‌نامیم. $(i = 1, 2, \dots, n)$ همچنین به $X_{(1)}$ حداقل مقدار نمونه و به $X_{(n)}$ حداکثر مقدار نمونه گفته می‌شود. میانه نمونه عبارتست از مقدار وسط آماره مرتب به عبارت دقیقتر m_0 را

میانه نمونه در نظر می‌گیریم که بصورت زیر بدست می‌آید:

$$m_0 = X_{\left(\frac{n+1}{2}\right)}$$

$$= \frac{X_{\left(\frac{n}{2}\right)} + X_{\left(\frac{n}{2}+1\right)}}{2}$$

اگر n زوج باشد

برد نمونه نیز عبارتست از تفاضل بزرگترین آماره مرتب از کوچکترین آماره مرتب که با R_0 نمایش داده می‌شود.

$$R_0 = X_{(n)} - X_{(1)}$$

مثال ۵: نمونه تصادفی مشاهده شده در مثال ۴ را در نظر بگیرید، آماره مرتب، حداقل مقدار نمونه، حداکثر مقدار نمونه، میانه و برد نمونه را بدست

بیاورید؟

حل: با مرتب نمودن نمونه‌های مشاهده شده داریم:

$$X_{(1)}=150, \quad X_{(2)}=161, \quad X_{(3)}=166, \quad X_{(4)}=170, \quad X_{(5)}=173$$

$$X_{(6)}=175, \quad X_{(7)}=178, \quad X_{(8)}=184, \quad X_{(9)}=187, \quad X_{(10)}=192$$

$X_{(1)}=150$ حداقل مقدار نمونه.

$X_{(10)}=192$ حداکثر مقدار نمونه.

$$\text{میانۀ نمونه} : \frac{X_{(\frac{10}{2})} + X_{(\frac{10}{2}+1)}}{2} = \frac{X_{(5)} + X_{(6)}}{2} = \frac{173 + 175}{2} = 174$$

$$\text{بُرد نمونه} : X_{(10)} - X_{(1)} = 192 - 150 = 42$$

۸-۱۱

۸ . ۴ تابع توزیع نمونه‌ای

برای نمونه تصادفی X_1, X_2, \dots, X_n و آماره مرتب $X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(n)}$ تابع توزیع نمونه‌ای بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$F^*(t) = \begin{cases} 0 & \text{برای } t < X_{(1)} \\ \frac{r}{n} & X_{(r)} \leq t < X_{(r+1)} \quad (r = 1, \dots, n) \\ 1 & t > X_{(n)} \end{cases}$$

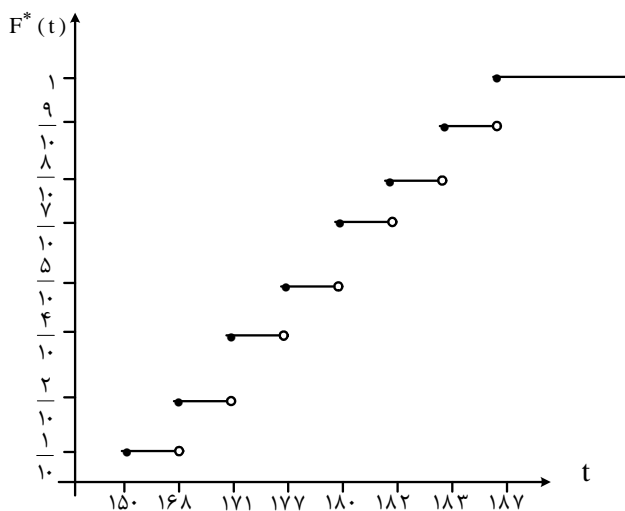
۸-۱۲

مثال ۶: اگر نمونه‌های مشاهده شد از قد دانشجویان در مثال ۴ بصورت زیر باشد مطلوبست تابع توزیع نمونه‌ای برای نمونه تصادفی مشاهده شده؟

$$150, 168, 171, 171, 177, 180, 180, 182, 183, 187$$

حل:

$$F^*(t) = \begin{cases} 0 & t < 150 \\ \frac{1}{10} & 150 \leq t < 168 \\ \frac{2}{10} & 168 \leq t < 171 \\ \frac{4}{10} & 171 \leq t < 177 \\ \frac{5}{10} & 177 \leq t < 180 \\ \frac{7}{10} & 180 \leq t < 182 \\ \frac{8}{10} & 182 \leq t < 183 \\ \frac{9}{10} & 183 \leq t < 187 \\ 1 & 187 \leq t \end{cases}$$



نمودار تابع توزیع نمونه‌ای فوق نیز بصورت زیر می‌باشد.

۸-۱۳

۵.۸ نامساوی چبی چف

فرض کنید X یک متغیر تصادفی باشد که نحوه توزیع و تابع چگالی آنرا نمی‌دانیم در این صورت برای اظهار نظر در مورد مقادیر احتمال که متغیر تصادفی X قبول می‌کند می‌توانیم از قضیه چبی چف استفاده کنیم. این قضیه بصورت زیر می‌باشد:

اگر X یک متغیر تصادفی باشد و $g(X)$ یک تابع حقیقی غیر منفی از X باشد در این صورت:

$$p[g(X) \geq K] \leq \frac{1}{K} E[g(X)] \quad g(X) \geq 0, K > 0$$

با انتخاب $g(X) = (X - \mu_X)^2$ و $k^2 \sigma_X^2$ بجای K داریم:

$$p((X - \mu_X)^2 \geq k^2 \sigma_X^2) \leq \frac{1}{k^2 \sigma_X^2} E[(X - \mu_X)^2]$$

$$p(|X - \mu_X| \geq K \sigma_X) \leq \frac{1}{k^2}$$

بنابراین:

$$p(|X - \mu_X| < K \sigma_X) \geq 1 - \frac{1}{k^2}$$

مقادیر احتمال که توسط قانون چبی چف بدست می‌آیند بسته به مقدار k از دقت‌های مختلفی برخوردارند بطوریکه هر چه k بیشتر باشد دقت محاسبه احتمال توسط قانون چبی چف بیشتر است. این مطلب را در مثال زیر نشان می‌دهیم:

مثال ۷: اگر X یک متغیر تصادفی نرمال باشد در این صورت مطلوبست محاسبه احتمال $p(|X - \mu_X| < k \sigma_X)$ با استفاده از توزیع نرمال و قانون چبی چف به ازای مقادیر $k = 1, 2, 3, 4$.

حل: ابتدا مقدار احتمال را برای کنتغیر تصادفی نرمال X بدست می‌آوریم:

$$p(|X - \mu_X| < K \sigma_X) = p\left(-k < \frac{X - \mu_X}{\sigma_X} < k\right)$$

$$= N_Z(k) - N_Z(-k) = 2N_Z(k) - 1$$

حال در جدول زیر مقادیر مختلف k را با استفاده از رابطه فوق و قانون چبی چف محاسبه می‌کنیم:

K	$2N_Z(k) - 1$	$1 - \frac{1}{k^2}$
1	0/6826	0
2	0/9546	0/75
3	0/9974	0/8889
4	1/000	0/9334

همانطور که ملاحظه می‌کنید مقادیر بدست آمده برای $k=1, 2$ از خطای بالایی برخوردار هستند اما با افزایش k مقدار بدست آمده از قانون چبی چف به مقدار واقعی نزدیک‌تر می‌شود. می‌توان تابع چگالی احتمال را طوری تعریف نمود که به ازای هر مقدار $k \geq 1$ مقدار واقعی احتمال با احتمال بدست آمده از رابطه چبی چف برابر باشد. این حالت را در مثال بعد نشان می‌دهیم:

مثال ۸: فرض کنید تابع چگالی احتمال متغیر تصادفی گسسته X بصورت زیر باشد:

$$f_X(x) = \frac{k^2 - 1}{k^2} \quad \text{برای } x = 0 \quad k \geq 1$$

$$= \frac{1}{2k^2} \quad \text{برای } x = -k, k$$

$$= 0 \quad \text{سایر مقادیر}$$

مطلوبست: الف) محاسبه μ_X , σ_X .

ب) محاسبه احتمال $p(|X - \mu_X| < k \sigma_X)$ به وسیله تابع احتمال و بوسیله قانون چبی چف و مقایسه آندو.

حل: الف)

$$\mu_X = \sum_{i=1}^n f(x_i) x_i = 0 \times \frac{k^2 - 1}{k^2} + k \left(\frac{1}{2k^2} \right) + (-k) \left(\frac{1}{2k^2} \right) = 0 + \frac{1}{2k} - \frac{1}{2k} = 0$$

$$E[X^2] = \sum_{i=1}^n x_i^2 f(x_i) = 0 \times \frac{k^2 - 1}{k^2} + k^2 \left(\frac{1}{2k^2} \right) + (-k)^2 \left(\frac{1}{2k^2} \right)$$

$$= 0 + \frac{1}{2} + \frac{1}{2} = 1 \quad \sigma_X^2 = E[X^2] - E^2[X] = \sigma_X^2 = 1 - 0^2 = 1$$

ب) ابتدا احتمال دقیق را محاسبه می‌کنیم:

$$\mu_X = 0 \quad \sigma_X = 1$$

$$\Rightarrow p(|X - \mu_X| < k \sigma_X) = p(|X| < K)$$

$$p(-k < X < k) = p(X = -k) + p(X = k) = \frac{1}{2k^2} + \frac{1}{2k^2} = \frac{1}{k^2}$$

اما طبق قانون چبی چف رابطه زیر برقرار می‌باشد:

$$p(|X - \mu_X| < k \sigma_X) \leq \frac{1}{k^2}$$

مقدار $\frac{1}{k^2}$ دقیقاً برابر با احتمال محاسبه شده می‌باشد بنابراین در این حالت مخصوص مقدار دقیق احتمال با مقدار بدست آمده از قانون چبی چف

برابر می‌باشد و به عبارتی حالت مساوی در قانون چبی چف رخ می‌دهد.

۸ . ۶ قضیه حد مرکزی

همانطور که قبلاً اشاره کردیم تابع نرمال نقش مهمی در احتمالات بازی می‌کند زیرا اولاً محاسبه احتمال نرمال با استفاده از تابع نرمال استاندارد و جدول مربوط به آن بسیار ساده می‌باشد ثانیاً بسیاری از محاسبات احتمال را همانطور که در فصل‌های قبل نشان دادیم تحت شرایط خاصی می‌توان با استفاده از تابع نرمال تقریب زد. حال در اینجا نشان می‌دهیم که اگر متغیرهای تصادفی X_1, X_2, \dots از تک‌دیگر مستقل باشند و از یک تابع توزیع پیروی کنند، مجموع آنها به سمت تابع نرمال میل می‌کند. در اینجا نمی‌دانیم که متغیرهای تصادفی X_i از چه توزیعی پیروی می‌کند. صورت قضیه حد مرکزی بصورت زطر می‌باشد:

فرض کنید X_1, X_2, \dots, X_n نمونه‌ای تصادفی از جامعه نامتناهی X با میانگین μ و σ^2 باشند در این صورت دنباله متغیرهای تصادفی Z_1, Z_2, \dots, Z_n را به صورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$Z_n = \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \quad n = 1, 2, \dots$$

که در آن $\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ در این صورت اگر $F_{Z_n}(t)$ تابع توزیع متغیرهای تصادفی Z_n به ازای مقدار حقیقی t باشد داریم:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_{Z_n}(t) = N_Z(t)$$

که در آن $N_Z(t)$ تابع توزیع نرمال استاندارد می‌باشد.

به عبارت ساده‌تر متغیر تصادفی $Z = \frac{\bar{X}_n - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}$ وقتی n به سمت بی‌نهایت میل می‌کند دارای توزیع نرمال استاندارد $N(0, 1)$ می‌باشد. یعنی برای n های به اندازه کافی بزرگ داریم $F_{Z_n}(t) = N_Z(t)$ اما برای هر مقدار n داریم:

$$F_{\bar{X}_n}(t) = F_{Z_n}\left(\frac{t - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}\right)$$

$$F_{\bar{X}_n}(t) = N_Z\left(\frac{t - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}\right)$$

در نتیجه برای n های بزرگ:

رابطه فوق به این معنی است که تابع توزیع میانگین تعداد زیادی از متغیرهای تصادفی مستقل با توزیع یکسان تقریباً مساوی است با توزیع نرمال استاندارد. به همین دلیل است که تعداد زیادی از قوانین احتمال را بوسیله نرمال تقریب می‌زنند.

۸-۱۷

به عنوان مثال به تقریب دو جمله‌ای به نرمال توجه کنید که در فصل قبل روابط آنرا بصورت زیر نشان دادیم:

$$p(X = x_0) = N\left(\frac{x_0 + \frac{1}{2} - np}{\sqrt{npq}}\right) - N\left(\frac{x_0 - \frac{1}{2} - np}{\sqrt{npq}}\right)$$

می‌دانیم اگر متغیرهای تصادفی برنولی و مستقل X_1, X_2, \dots, X_n را هر یک با پارامتر p در نظر بگیریم در این صورت $Y = \sum_{i=1}^n X_i$ یک متغیر

تصادفی دو جمله‌ای با پارامتر n و p می‌باشد حال طبق قضیه حد مرکزی میانگین X_i ها به توزیع نرمال میل می‌کند یعنی تابع توزیع

$$\frac{Y}{n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}_n$$

وقتی n بزرگ باشد برابر است با k

$$F_{\frac{Y}{n}}(t) = N_Z\left(\frac{t-\mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}\right)$$

که در آن امید ریاضی $\frac{Y}{n}$ برابر است با $\mu = p$ و واریانس $\frac{Y}{n}$ نیز برابر با $\sigma^2 = pq$ می‌باشد حال داریم:

$$F_{\frac{Y}{n}}(t) = N_Z\left(\frac{t-\mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}\right) = N_Z\left(\frac{t-p}{\frac{\sqrt{pq}}{\sqrt{n}}}\right)$$

حال $F_{\frac{Y}{n}}(t)$ را به $F_Y(t)$ تبدیل می‌کنیم:

$$F_Y(t) = F_{\frac{Y}{n}}\left(\frac{t}{n}\right) = N_Z\left(\frac{\frac{t}{n}-p}{\frac{\sqrt{pq}}{\sqrt{n}}}\right) = N_Z\left(\frac{t-np}{\sqrt{npq}}\right)$$

در نتیجه $F_Y(t) = N_Z\left(\frac{t-np}{\sqrt{npq}}\right)$ که با استفاده از روش ذوزنقه‌ای که در فصل قبل نشان دادیم می‌توان مقدار احتمال $p(X = x_0)$ را بصورت زیر بدست آورد:

$$p(X = x_0) = N\left(\frac{x_0 + \frac{1}{2} - np}{\sqrt{npq}}\right) - N\left(\frac{x_0 - \frac{1}{2} - np}{\sqrt{npq}}\right)$$