辛钦大数定律 假设$\xi_1,\xi_2,\cdots,\xi_n$是独立同分布的随机变量序列，并且数学期望$E\xi_i = a(i = 1,2,3,\cdots)$，且$a$是有限的，那么对于$\forall\varepsilon > 0$，都有

$$\lim_{n\to\infty} P\left(\left|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\xi_i - a\right| < \varepsilon\right) = 1$$

上式也可表示为$\lim\limits_{n\to\infty}\frac{1}{n}\sum\limits_{i=1}^{n}\xi_i \overset{P}{=} a$或$\frac{1}{n}\sum\limits_{i=1}^{n}\xi_i \xrightarrow{P} a\,(n\to\infty)$，并且称$\frac{1}{n}\sum\limits_{i=1}^{n}\xi_i$依概率收敛于$a$。

泊松大数定律 假设$\xi_1,\xi_2,\cdots,\xi_n$是一组随机变量序列，且两两相互独立，并且有$P\left(\xi_n = 1\right) = p^n$，$P\left(\xi_n = 0\right) = q^n$，其中$p,q$满足条件：$p^n + q^n = 1$，那么就称$\xi_1,\xi_2,\cdots,\xi_n$服从泊松大数定律。

其实从某种程度上来讲，泊松大数定律可以认为是伯努利大数定律的延伸与普及。伯努利大数定律以严谨的数学公式说明了现实中经常出现的现象，即当大量重复某一实验时，最后实验的频率无限接近实验的概率。但泊松大数定律说明的是，独立进行的随机试验的频率依旧具有其平稳性，即使实验条件发生变化。这就是泊松大数定律比伯努利大数定律更为宽泛的地方。

马尔可夫大数定律 对于随机变量序列$\xi_1,\xi_2,\cdots,\xi_n$，若有$\frac{1}{n^2}D\left(\sum\limits_{i=1}^{n}\xi_i\right)\to 0\,(n\to\infty)$，则有

$$\lim_{n\to\infty} P\left(\left|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\xi_i - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}E\xi_i\right| < \varepsilon\right) = 1$$

2. 常见的中心极限定理

列维-林德伯格中心极限定理 假设随机变量$\xi_1,\xi_2,\cdots,\xi_n$是一系列独立同分布的随机变量，其数学期望$E\xi_k = a$和方差$D\xi_k = \sigma^2\left(\sigma^2 > 0;\ k = 1,2,\cdots\right)$，则对于任意实数$x$，都有

$$\lim_{n\to\infty} P\left(\frac{\sum\limits_{k=1}^{n}\xi_k - na}{\sigma\sqrt{n}} < x\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}\int_{-\infty}^{x} \mathrm{e}^{-\frac{t^2}{2}}\,\mathrm{d}t = \Phi(x)$$

列维-林德伯格中心极限定理又称为独立同分布的中心极限定理，从这个定理可以看出正态分布在概率论中的特殊地位，不管ξ_k呈何种分布，只要$n\to\infty$，就有随机变量$\dfrac{\sum\limits_{k=1}^{n}\xi_k - na}{\sigma\sqrt{n}} \sim N(0,1)$。

或者可以说，当$n\to\infty$时，对于一系列随机变量ξ_k，只要满足独立同分布，$\sum\limits_{k=1}^{n}\xi_k$就近似地服从正态分布$N\left(n\mu,n\sigma^2\right)$。

拉普拉斯中心极限定理 假设随机变量X_n服从二项分布$B\left(n,p\right)$，那么对于任意有界区间