확률과 통계 HW 3

Relations between Poisson & Exponential Dist.

2021031685 유성민

Designing Poisson Distribution

X를 성공확률 p인 Bernoulli 시행에서의 성공 횟수라고 하면, $X \sim \mathrm{B}(n,p)$ 이다.

여기서 n=1000, p=0.005로 설정하면 X의 기댓값 λ 는 다음과 같다.

$$\lambda = np = 5$$

포아송 분포는 이항 분포에서 $n \to \infty$ 일 때 얻을 수 있으므로, X는 평균이 λ 인 포아송 분포를 따를 것이라고 기대할 수 있다.

Implementation through Python

- p=0.005인 베르누이 시행을 위하여 [1,200] 구간의 random한 정수를 randint() 함수를 이용하여 uniformly 생성하고, 그 정수가 10일 때만 True 를 반환하게 한다.
- k번 성공할 횟수를 저장하는 길이 n=1000의 list인 PoissonRVList 를 만든다.

Trial

- 1. n = 1000번의 베르누이 시행을 통해, 성공(return True)한 횟수(k)를 센다.
- 2. PoissonRVList[k] 에 1을 더한다.
- 3. 이를 m = 1000번 반복하여 충분히 list에 정보를 기록한다.

Simulation Result

PoissonRVList 에서 성공 횟수가 30 이하인 경우만 히스토그램으로 나타내면 다음과 같다.

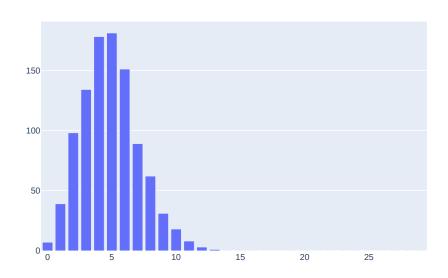


Fig 1. Histogram of Simulation

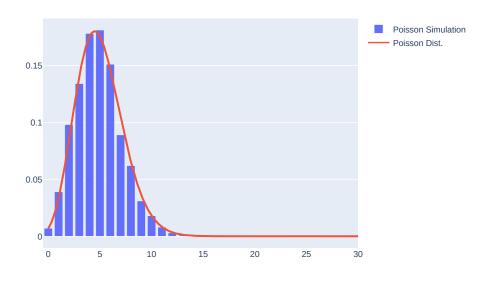


Fig 2. Normalized Histogram & Plot

Simulation Result (Cont.)

Figure 1의 히스토그램은 X의 성공 횟수 k에 대한 도수분포를 나타낸 것이다. X의 평균인 $\lambda=5$ 의 도수가 가장 높음을 알 수 있다.

이를 시행의 반복 횟수인 m=1000으로 나누면, Normalize 된 히스토그램을 얻을 수 있다. (Figure 2.)

포아송 분포의 PMF는 $p_X(x)=rac{\lambda^x e^{-\lambda}}{x!}$ 이고, 이를 Normalize 된 히스토그램과 겹쳐서 Plot 한 결과는 Figure 2에서 확인할 수 있다.

Figure 2에서 볼 수 있듯이, 시뮬레이션으로 도출된 히스토그램과 포아송 분포의 PMF는 상당히 유사함을 알 수 있고, 이로써 $n \to \infty$ 일 때 포아송 분포는 이항 분포로부터 유도될 수 있음을 실험적으로 확인할 수 있다.

Exponential Modeling

Designing Exponential Distribution - PDF

확률 변수 X가 평균이 λ 의 포아송 분포를 따른다면, 인접한 두 사건 간의 시간 T는 평균이 $1/\lambda$ 인 지수 분포를 따르고, 그것의 PDF는 다음과 같다.

$$f_T(t) = \lambda e^{-\lambda t} \quad (t \ge 0)$$

따라서, 포아송 분포를 구하는 과정에서 인접한 두 사건의 시간 간격을 기록하면, 이는 지수 분포를 따를 것이라 기대할 수 있다.

본 시뮬레이션에서 인접한 두 시행의 시간 간격을 u(단위 시간)라고 하면, 전체 시뮬레이션에 소요되는 시간은 nu라고 할 수 있고, 이 때의 평균이 $1/\lambda$ 이므로, 단위 시간 당 평균 소요 시간은 nu/λ 임을 알 수 있다.

Exponential Modeling

Designing Exponential Distribution - CDF

평균이 $1/\lambda$ 인 지수 분포를 따르는 확률 변수의 CDF는 다음과 같다.

$$F_T(t) = 1 - e^{-\lambda t} \quad (t \ge 0)$$

이는, t 안에 처음으로 사건이 발생할 확률을 의미한다.

따라서, 포아송 분포를 구하는 과정에서 처음 사건이 발생한 시각을 기록한다면, 지수 분포의 CDF 또한 모델링 할 수 있다.

이 또한, 단위 시간 당 평균 소요 시간은 nu/λ 임을 알 수 있다.

Exponential Modeling

Implementation through Python

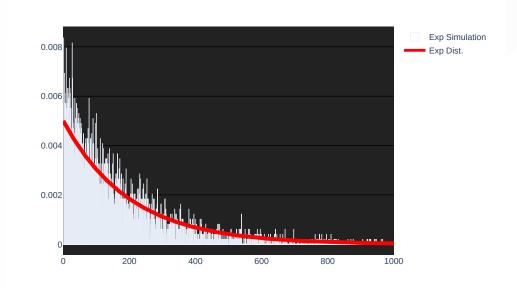
- 단위 시간 u=1이라고 가정한다.
- 인접한 두 사건 간의 시간 간격을 저장하는 길이 n=1000인 list <code>ExpRVList</code> 를 생성한다.
- 처음 사건이 발생할 때까지 걸린 시간의 도수를 기록하는 길이 n의 list ExpCDFList 를 생성한다.

Trial

- 1. n번의 베르누이 시행 중 성공한 두 사건간의 시간 간격인 t_I 를 구하고, ExpRVList[t] 에 1을 더한다.
- 2. n번의 베르누이 시행 중 처음 성공할 때까지 걸린 시간 t_f 을 기록한다.
- 3. 베르누이 시행을 마친 후, $t \geq t_f$ 인 t에 대하여 ExpCDFList[t] 에 1을 더한다.
- 4. 이 과정을 m = 1000번 반복한다.

Simulation Result - PDF

ExpRVList 와 ExpCDFList 를 Normalize하고, T의 PDF와 CDF를 plot하면 다음과 같다.



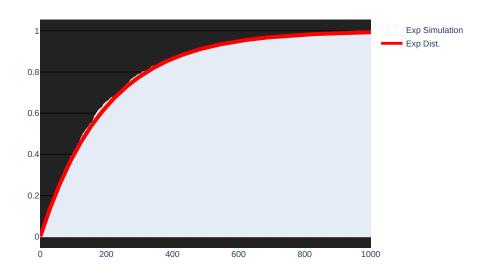


Fig 1. Simulation & PDF

Fig 2. Simulation & CDF