

1 Условия

Рассматривается выборка объемом n=100. Необходимо проверить с помощью критерия хи-квадрат гипотезы $\Pi(1),\ Bi(4,0.5).$

2 Используемые формулы

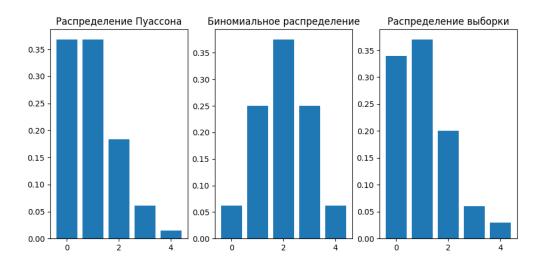
$$P_{\text{Пуассона}}(k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$$
 – функция вероятности р. Пуассона, (1)

$$P_{\text{биномиальное}}(k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$$
 – функция вероятности биномиального р., (2)

$$\widetilde{\chi_n^2} = n \sum_{j=1}^n \frac{(q_j - p_j(\widetilde{\theta}))^2}{p_j(\widetilde{\theta})} -$$
статистика хи-квадрат. (3)

3 Ход работы

Сначала нарисуем гистограммы гипотетических и выборочного распределений:



Как мы можем наблюдать на гистограммах, распределение выборки довольно сильно напоминает распределение Пуассона, в то время как оно значительно отличается от биномиального распределения. Проверим наши наблюдения с помощью критерия хи-квадрат.

Для начала разделим выборку на интервалы. В качестве интервалов возьмём:

Так как количество элементов, попавших в последний интервал менее 5, то объединим его с предыдущим. Таким образом, получим l=4 интервала:

$$\Delta_1 = [0, 1), \Delta_2 = [1, 2), \Delta_3 = [2, 3), \Delta_4 = [3, 5).$$

Теперь подсчитаем эмпирические вероятности попадания в соответствующие интервалы:

$$q_1 = 0.34, q_2 = 0.37, q_3 = 0.2, q_4 = 0.09.$$

Затем для подсчитаем теоритические вероятности попадания в соответствующие интервалы для распределения Пуассона с помощью (1):

$$p_1 = 0.36787944117144233, p_2 = 0.36787944117144233,$$

$$p_3 = 0.18393972058572114, p_4 = 0.07664155024405049.$$

Теперь подсчитаем статистику хи-квадрат (3):

$$\widetilde{\chi_n^2} = 0.5855658625776508.$$

Распределение Пуассона имеет k=1 степень свободы. Также возьмём уровень значимости $\alpha = 0.05$. Следовательно, находим в соответствующей таблице пороговое значение статистики хи-квадрат:

$$C_{0.05} = \chi_{0.05, l-k-1}^2 = 5.991.$$

Очевидно, что $\widetilde{\chi_n^2} < C_{0.05}$, следовательно данная гипотеза принимается. Теперь проверим критерий хи-квадрат для биномиального распределения. Сначала подсчитаем теоритические вероятности попадания в соответствующие интервалы для этого распределения с помощью (2):

Теперь подсчитаем статистику хи-квадрат (3):

$$\widetilde{\chi_n^2} = 152.97866666666673.$$

Биномиальное распределение имеет k=2 степени свободы. Также возьмём уровень значимости $\alpha = 0.05$. Следовательно, находим в соответствующей таблице пороговое значение статистики хи-квадрат:

$$C_{0.05} = \chi^2_{0.05, l-k-1} = 3.841.$$

Очевидно, что $\widetilde{\chi_n^2} > C_{0.05}$, причём понятно, что при любом другом адекватном уровне значимости α неравенство сохранит знак. Следовательно, данная гипотеза отвергается.

4 Выводы

Критерий проверки гипотезы Пирсона подтвердил наши наблюдения, основанные на сравнительных гистограмах. Распределение выборки оказалось близким к распределению Пуассона, но совсем не похожим на биномиальное распределение.

5 Исходный код программы

```
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.stats import poisson, binom
import numpy as np
# параметры гипотетических распределений:
# lmbd — для распределения Пуассона
# n bin, pr bin — для биномиального распределения
lmbd = 1
n bin = 4
pr bin = 0.5
# выборка
X = \; [0 \;,\;\; 0 \;,\;\; 3 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 0 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 0 \;,\;\; 1 \;,\;\; 0 \;,\;\; 1 \;,\;\; 0 \;,\;\; 1 \;,\;\; 0 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 3 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 1 \;,\;\; 
             3, 1, 1, 1, 2, 0, 1, 0, 2, 1, 1, 0, 2, 0, 2, 1, 1, 0, 2, 1, 2, 0, 2,
            0\,,\ 0\,,\ 1\,,\ 0\,,\ 0\,,\ 0\,,\ 1\,,\ 1\,,\ 4\,,\ 1\,,\ 2\,,\ 2\,,\ 0\,,\ 0\,,\ 0\,,\ 1\,,\ 1\,,\ 1\,,\ 1\,,\ 3\,,\ 3\,,\ 2\,,
             1, 2, 1, 0, 2, 1, 2, 0, 0, 1, 2, 2, 2, 0, 4, 1, 1, 2, 3, 2, 0, 1, 1,
             0, 0, 0, 2, 1, 0, 2, 0
# размер выборки
n = len(X)
# интервалы, на которые разбита выборка: в силу особенностей выборки
\# будем считать, что 0 соотвествует интервалу [0, 1),
\#\ 1 — интервалу [1,\ 2),\ \ldots,\ i — интервалу [i,\ i+1),\ \ldots
intervals = np.sort(np.unique(np.array(X)))
# число интервалов
k = len(intervals)
# массивы, в которых будем хранить теоритические вероятности попадания
# в соответствующий интервал для каждого распределения: р poisson —
# для распределения Пуассона, р binomial — для биномиального
p_poisson = []
p binomial = []
# массив, в i-м элементе котором будем хранить количество элементов
\# выборки, попавших в [i, i+1)
intervalFrequencies = [0.0] * len(intervals)
# циклом проходим по всей выборке
for x in X:
          # увеличиваем соответствующее количество элементов
          # в данном интервале
          intervalFrequencies[x] += 1
# циклом проходим по всем интервалам
for interval in intervals:
          # подсчитываем функцию вероятности Пуассона (1) и биномиальную (2)
          # для данного значения (интервала)
          p poisson.append(poisson.pmf(interval, lmbd))
          p binomial.append(binom.pmf(interval, n bin,
                                                                                 pr bin))
# нормируем массив с частотой попадания в интервалы
q = [nu / n for nu in intervalFrequencies]
# рисуем гистограммы
plt.subplot(1, 3, 1)
plt.title('Распределение "Пуассона')
plt.bar(intervals , np.array(p_poisson))
plt.subplot(1, 3, 2)
plt.title('Биномиальное распределение')
plt.bar(intervals, np.array(p binomial))
plt.subplot(1, 3, 3)
```

```
plt.title('Распределение_выборки')
plt.bar(intervals, np.array(q))
plt.show()
# здесь объединяем интервалы, в которых находится меньше 5 элементов
threshold = 5.0 / n
i = 0
while i < len(q) - 1:
           if(q[i] < threshold):
                      q[i] += q[i + 1]
                       del q[i + 1]
                      p_poisson[i] += p_poisson[i + 1]
                      p_binomial[i] += p_binomial[i + 1]
                       del p poisson[i + 1]
                       del p binomial[i + 1]
            else:
                       i += 1
i = len(q) - 1
 while i > 0:
            if(q[i] < threshold):
                      q[i] += q[i - 1]
                       \begin{array}{lll} \textbf{del} & q \, [\, i \, - \, 1\, ] \end{array}
                      p_{poisson}[i] += p_{poisson}[i-1]
                      p_binomial[i] += p_binomial[i - 1]
                       del p poisson[i - 1]
                       del p binomial[i - 1]
# выведем значения эмпирических вероятностей
# попадания в интервалы
print(q)
# выведем значения теоритических вероятностей попадания в
# интервалы для р. Пуассона
print(p poisson)
# вычисляем значение статистики хи-квадрат для выборки и
# распределения Пуассона по формуле (3)
 \begin{array}{lll} chiSquarePoisson = sum([n*(q[x]-p\_poisson[x])*(q[x]-p\_poisson[x]) \ / \\ p\_poisson[x] \ for \ x \ in \ range(len(q))]) \end{array} 
print(chiSquarePoisson)
# выведем значения теоритических вероятностей попадания
# в интервалы для биномиального р.
print(p binomial)
# вычисляем значение статистики хи-квадрат для выборки и
# биномиального распределения по формуле (3)
chiSquareBinomial = sum([n*(q[x] - p\_binomial[x])*(q[x] - p\_binomial[x]) / (q[x] - p\_binomial[
                                                                     p_{binomial}[x] for x in range (len(q))
 print(chiSquareBinomial)
```