

САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ
ИМ. ПЕТРА ВЕЛИКОГО

ИНСТИТУТ ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ И МЕХАНИКИ

КАФЕДРА "ПРИКЛАДНАЯ МАТЕМАТИКА"

ОТЧЁТ
КУРСОВАЯ РАБОТА
ПО ДИСЦИПЛИНЕ
"МАТЕМАТИЧЕСКАЯ СТАТИСТИКА"

ВЫПОЛНИЛ СТУДЕНТ:
ШАРАПОВ СЕРГЕЙ АНДРЕЕВИЧ
ГРУППА: 3630102/70401

ПРОВЕРИЛ:
К.Ф-М.Н., ДОЦЕНТ
БАЖЕНОВ АЛЕКСАНДР НИКОЛАЕВИЧ

САНКТ-ПЕТЕРБУРГ
2020 год

Содержание

1. Список таблиц	3
2. Постановка задачи	4
3. Теория	4
3.1. Метод максимального правдоподобия	4
3.2. Критерий согласия Пирсона	4
4. Реализация	5
5. Результаты	5
5.1. Исследование зависимости распознавания распределения Лапласа как нормального от величины выборки	5
5.2. Исследование зависимости распознавания распределения Лапласа как нормального от параметра α распределения	7
6. Выводы	9
7. Литература	9
8. Приложения	9

1 Список таблиц

1	Таблица вычислений $\chi^2, n = 50$	5
2	Таблица вычислений $\chi^2, n = 100$	6
3	Таблица вычислений $\chi^2, n = 200$	6
4	Таблица вычислений $\chi^2, n = 1000$	7
5	Таблица вычислений $\chi^2, \alpha = \frac{1}{2}$	7
6	Таблица вычислений $\chi^2, \alpha = 1$	8
7	Таблица вычислений $\chi^2, \alpha = 2$	8
8	Таблица вычислений $\chi^2, \alpha = 4$	9

2 Постановка задачи

Провести исследования о распознавании распределения Лапласа как нормального. Генерировать выборки по закону распределения Лапласа, методом максимального правдоподобия оценивать параметры нормального распределения (μ и σ), предполагая, что полученная выборка может подчиняться нормальному закону. В итоге требуется использовать критерий согласия Пирсона для определения сходства распределений Лапласа и нормального распределения. При заданных параметрах изучить зависимость от мощности выборки $n = 50, 100, 200, 1000$. При мощности выборки $n = 100$ варьировать параметр распределения Лапласа: $\alpha = 0.5, 1, 2, 4$. В качестве уровня значимости взять $\alpha = 0,05$.

3 Теория

3.1 Метод максимального правдоподобия

Метод максимального правдоподобия – метод оценивания неизвестного параметра путём максимизации функции правдоподобия.

$$\hat{\theta}_{\text{МП}} = \operatorname{argmax} \mathbf{L}(x_1, x_2, \dots, x_n, \theta) \quad (1)$$

Где \mathbf{L} это функция правдоподобия, которая представляет собой совместную плотность вероятности независимых случайных величин X_1, x_2, \dots, x_n и является функцией неизвестного параметра θ

$$\mathbf{L} = f(x_1, \theta) \cdot f(x_2, \theta) \cdot \dots \cdot f(x_n, \theta) \quad (2)$$

Оценкой максимального правдоподобия будем называть такое значение $\hat{\theta}_{\text{МП}}$ из множества допустимых значений параметра θ , для которого функция правдоподобия принимает максимальное значение при заданных x_1, x_2, \dots, x_n .

Тогда при оценивании математического ожидания m и дисперсии σ^2 нормального распределения $N(m, \sigma)$ получим:

$$\ln(\mathbf{L}) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln(\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - m)^2 \quad (3)$$

Отсюда находятся выражения для оценок m и σ^2 :

$$\begin{cases} m = \bar{x} \\ \sigma^2 = s^2 \end{cases} \quad (4)$$

3.2 Критерий согласия Пирсона

Разобьём генеральную совокупность на k непересекающихся подмножеств $\Delta_1, \Delta_2, \dots, \Delta_k$, $\Delta_i = (a_i, a_{i+1}]$, $p_i = P(X \in \Delta_i)$, $i = 1, 2, \dots, k$ – вероятность того, что точка попала в i -ый промежуток.

Так как генеральная совокупность это \mathbb{R} , то крайние промежутки будут бесконечными: $\Delta_1 = (-\infty, a_1]$, $\Delta_k = (a_k, \infty)$, $p_i = F(a_i) - F(a_{i-1})$

n_i – частота попадания выборочных элементов в Δ_i , $i = 1, 2, \dots, k$.

В случае справедливости гипотезы H_0 относительно частоты $\frac{n_i}{n}$ при больших n должны быть близки к p_i , значит в качестве меры имеет смысл взять:

$$Z = \sum_{i=1}^k \frac{n}{p_i} \left(\frac{n_i}{n} - p_i \right)^2 \quad (5)$$

Тогда

$$\chi_B^2 = \sum_{i=1}^k \frac{n}{p_i} \left(\frac{n_i}{n} - p_i \right)^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(n_i - np_i)^2}{np_i} \quad (6)$$

Для выполнения гипотезы H_0 должны выполняться следующие условия:

$$\chi_B^2 < \chi_{1-\alpha}^2(k-1) \quad (7)$$

где $\chi_{1-\alpha}^2(k-1)$ – квантиль распределения χ^2 с $k-1$ степенями свободы порядка $1-\alpha$, где α заданный уровень значимости.

4 Реализация

Работа была выполнена на языке *Python3.7* Для генерации выборок и обработки функции распределения использовалась библиотека *scipy.stats*.

5 Результаты

5.1 Исследование зависимости распознавания распределения Лапласа как нормального от величины выборки

Дано распределение Лапласа:

$$L\left(x, 0, \frac{1}{\sqrt{2}}\right) = \frac{1}{2\sqrt{2}} e^{-\frac{|x|}{\sqrt{2}}} \quad (8)$$

Размер выборки $n = 50$:

$$\begin{aligned} \hat{m}_{\text{МП}} &= -0.0692 \\ \hat{\sigma}_{\text{МП}}^2 &= 1.0152 \end{aligned} \quad (9)$$

Таблица 1: Таблица вычислений χ^2 , $n = 50$

i	Δ_i	n_i	p_i	$\frac{(n_i - np_i)^2}{np_i}$
0	$(-\infty, -1.0]$	8	0.1796	0.1070
1	$(-1.0, -0.5]$	7	0.1561	0.0826
2	$(-0.5, 0.0]$	15	0.1915	3.0717
3	$(0.0, 0.5]$	6	0.1853	1.1513
4	$(0.5, 1.0]$	7	0.1414	0.0007
5	$(1.0, \infty)$	7	0.1461	0.0128

$$\chi_B^2 = 4.4261$$

Размер выборки $n = 100$:

$$\begin{aligned} \hat{m}_{\text{МП}} &= 0.0746 \\ \hat{\sigma}_{\text{МП}}^2 &= 0.8623 \end{aligned} \quad (10)$$

Таблица 2: Таблица вычислений χ^2 , $n = 100$

i	Δ_i	n_i	p_i	$\frac{(n_i - np_i)^2}{np_i}$
0	$(-\infty, -1.0]$	9	0.1063	0.2510
1	$(-1.0, -0.5]$	9	0.1462	2.1633
2	$(-0.5, 0.0]$	26	0.2129	1.0398
3	$(0.0, 0.5]$	33	0.2236	5.0643
4	$(0.5, 1.0]$	9	0.1693	3.7141
5	$(1.0, \infty)$	14	0.1416	0.0018

$$\chi_B^2 = 12.2342$$

Размер выборки $n = 200$:

$$\begin{aligned} \hat{m}_{\text{МП}} &= -0.0052 \\ \hat{\sigma}_{\text{МП}}^2 &= 1.0047 \end{aligned} \tag{11}$$

Таблица 3: Таблица вычислений χ^2 , $n = 200$

i	Δ_i	n_i	p_i	$\frac{(n_i - np_i)^2}{np_i}$
0	$(-\infty, -1.0]$	26	0.1611	1.1979
1	$(-1.0, -0.75]$	10	0.0682	0.9715
2	$(-0.75, -0.5]$	10	0.0819	2.4898
3	$(-0.5, -0.25]$	23	0.0926	1.0879
4	$(-0.25, 0.0]$	30	0.0983	5.4340
5	$(0.0, 0.25]$	33	0.0982	9.0920
6	$(0.25, 0.5]$	16	0.0922	0.3231
7	$(0.5, 0.75]$	17	0.0814	0.0316
8	$(0.75, 1.0]$	10	0.0676	0.9155
9	$(1.0, \infty)$	25	0.1585	1.4183

$$\chi_B^2 = 22.9616$$

Размер выборки $n = 1000$:

$$\begin{aligned} \hat{m}_{\text{МП}} &= -0.0210 \\ \hat{\sigma}_{\text{МП}}^2 &= 0.9983 \end{aligned} \tag{12}$$

Таблица 4: Таблица вычислений χ^2 , $n = 1000$

i	Δ_i	n_i	p_i	$\frac{(n_i - np_i)^2}{np_i}$
0	$(-\infty, -1.0]$	129	0.1634	7.2424
1	$(-1.0, -0.8571]$	28	0.0378	2.5226
2	$(-0.8571, -0.7143]$	35	0.0426	1.3424
3	$(-0.7143, -0.5714]$	39	0.0470	1.3606
4	$(-0.5714, -0.4286]$	45	0.0508	0.6724
5	$(-0.4286, -0.2857]$	66	0.0539	2.7162
6	$(-0.2857, -0.1429]$	74	0.0560	5.8002
7	$(-0.1429, 0.0]$	96	0.0570	26.7487
8	$(0.0, 0.1429]$	99	0.0568	31.3657
9	$(0.1429, 0.2857]$	69	0.0555	3.2962
10	$(0.2857, 0.4286]$	55	0.0531	0.0684
11	$(0.4286, 0.5714]$	41	0.0498	1.5507
12	$(0.5714, 0.7143]$	47	0.0457	0.0347
13	$(0.7143, 0.8571]$	29	0.0412	3.5985
14	$(0.8571, 1.0]$	30	0.0363	1.0966
15	$(1.0, \infty)$	118	0.1532	8.0947

$$\chi_B^2 = 97.5109$$

5.2 Исследование зависимости распознавания распределения Лапласа как нормального от параметра α распределения

Дано распределение Лапласа:

$$L(x, 0, \alpha) = \frac{\alpha}{2} e^{-\alpha|x|} \quad (13)$$

Размер выборки $n = 100$.

$\alpha = \frac{1}{2}$:

$$\begin{aligned} \hat{m}_{\text{МП}} &= 0.1507 \\ \hat{\sigma}_{\text{МП}}^2 &= 0.5960 \end{aligned} \quad (14)$$

Таблица 5: Таблица вычислений χ^2 , $\alpha = \frac{1}{2}$

i	Δ_i	n_i	p_i	$\frac{(n_i - np_i)^2}{np_i}$
0	$(-\infty, -1.0]$	3	0.0268	0.0391
1	$(-1.0, -0.5]$	4	0.1107	4.5154
2	$(-0.5, 0.0]$	35	0.2627	2.9011
3	$(0.0, 0.5]$	34	0.3209	0.1140
4	$(0.5, 1.0]$	17	0.2019	0.5026
5	$(1.0, \infty)$	7	0.0771	0.0655

$$\begin{aligned}
\chi_B^2 &= 8.1377 \\
\alpha &= 1: \\
\hat{m}_{\text{МП}} &= 0.0157 \\
\hat{\sigma}_{\text{МП}}^2 &= 1.2034
\end{aligned} \tag{15}$$

Таблица 6: Таблица вычислений $\chi^2, \alpha = 1$

i	Δ_i	n_i	p_i	$\frac{(n_i - np_i)^2}{np_i}$
0	$(-\infty, -1.0]$	15	0.1993	1.2205
1	$(-1.0, -0.5]$	10	0.1348	0.8983
2	$(-0.5, 0.0]$	23	0.1607	2.9928
3	$(0.0, 0.5]$	24	0.1615	3.8129
4	$(0.5, 1.0]$	9	0.1370	1.6114
5	$(1.0, \infty)$	19	0.2067	0.1352

$$\begin{aligned}
\chi_B^2 &= 10.6710 \\
\alpha &= 2: \\
\hat{m}_{\text{МП}} &= 0.2995 \\
\hat{\sigma}_{\text{МП}}^2 &= 2.5786
\end{aligned} \tag{16}$$

Таблица 7: Таблица вычислений $\chi^2, \alpha = 2$

i	Δ_i	n_i	p_i	$\frac{(n_i - np_i)^2}{np_i}$
0	$(-\infty, -1.0]$	26	0.3071	0.7235
1	$(-1.0, -0.5]$	4	0.0711	1.3613
2	$(-0.5, 0.0]$	6	0.0755	0.3185
3	$(0.0, 0.5]$	17	0.0772	11.1471
4	$(0.5, 1.0]$	11	0.0761	1.5135
5	$(1.0, \infty)$	36	0.3929	0.2763

$$\begin{aligned}
\chi_B^2 &= 15.3401 \\
\alpha &= 4: \\
\hat{m}_{\text{МП}} &= -0.6772 \\
\hat{\sigma}_{\text{МП}}^2 &= 5.4524
\end{aligned} \tag{17}$$

Таблица 8: Таблица вычислений χ^2 , $\alpha = 4$

i	Δ_i	n_i	p_i	$\frac{(n_i - np_i)^2}{np_i}$
0	$(-\infty, -1.0]$	39	0.4764	1.5668
1	$(-1.0, -0.5]$	8	0.0366	5.1584
2	$(-0.5, 0.0]$	7	0.0365	3.0855
3	$(0.0, 0.5]$	8	0.0360	5.3594
4	$(0.5, 1.0]$	4	0.0353	0.0614
5	$(1.0, \infty)$	34	0.3792	0.4050

$$\chi_B^2 = 15.6365$$

Табличные значения квантилей: $\chi_{0.95}^2(5) = 11.0705$, $\chi_{0.95}^2(15) = 24.9958$.

6 Выводы

Для выборки $n = 50$ распределения Лапласа получено значение критерия Пирсона: $\chi_B^2 = 4.4261 < \chi_{0.95}^2(5) = 11.0705$. Это означает, что из полученной выборки мы не можем опровергнуть гипотезу о нормальности исходного распределения на уровне значимости $\alpha = 0.05$. При данных параметрах и размере выборки распределение Лапласа распознается как нормальное, что не правда. При увеличении выборки до 100, 200 или 1000 элементов значение критерия Пирсона возрастает, превышая соответствующие значения $\chi_{1-\alpha}^2$, и уже позволяет отвергнуть потенциальную нулевую гипотезу о нормальном распределении. В результате увеличения выборки в интервалы попадает больше точек, что сильно влияет на получаемое значение критерия.

Исследуя распределения Лапласа с параметрами $\alpha = 1/2$ и 1, получилось, что они сходны с соответствующими нормальными распределениями. Однако, с увеличением α росло и χ_B^2 , поэтому при $\alpha = 2$ и 4 значение критерия Пирсона стало больше $\chi_{0.95}^2(5) = 11.0705$. Получается с увеличением параметра масштаба распределения Лапласа, оно становится менее распознаваемым как нормальное.

7 Литература

[Модуль numpy](#)

[Модуль matplotlib](#)

[Модуль scipy](#)

Шевляков Г. Л. Лекции по математической статистике, 2019.

8 Приложения

[Код курсового проекта](#)