# Домашнее задание 1

## Дородный Дмитрий СКБ172

12 декабря 2019 г.

## Содержание

1	Проверка гипотез о виде распределения для гамма распре-			
	дел	ения		1
	1.1	Крите	ерий Колмогорова-Смирнова	1
		1.1.1	Теоретическое введение	1
		1.1.2	Практические результаты:	2
	1.2		ерий согласия хи-квадрат К.Пирсона	3
		1.2.1	гамма-распределение	3
		1.2.2	Распределение Бореля-Таннера	5
2	Про	оверка	сложной гипотезы	6
	2.1	Крите	ерий Колмогорова-Смирнова	6
		2.1.1	Теоретическое введение	6
		2.1.2	Вычисления	6
	2.2	Крите	ерий хи-квадрат Пирсона для сложной гипотезы	8
		2.2.1	сложная гипотеза для гамма-распределния по крите-	
			рию хи-квадрат	9
		2.2.2	Сложная гипотеза для распределения Бореля-Таннера	
			по критерию хи-квадрат	10
3	BA	жно		10
1	$\Pi$	Грове	ерка гипотез о виде распределения дл	R
	Га	амма	а распределения	
1.	1	Крите	ерий Колмогорова-Смирнова	
1.	1.1	Teope	тическое введение	
$K_{r}$	NIATHOP 1		и, скорее его статистика определяется формулой:	
$D_r$	$_{i}=L$	$O_n(X) =$	$= -\infty < x < \infty  F_n(x) - F(x) $	

Известно, что относительная частота произвольного события в n независимых испытаниях является оптимальной несмещенной оценкой для вероятности этого события. Отсюда следует, что значение эмпирической функции распределения в каждрй точке является оптимальной несмещенной оценкой для значения в этой точке теоретической функции распределения. Это подтверждает, что статистика критерия подходит для проверки нулевой гипотезы. Так же, из неравенства Чебышева

$$P\{|T_n - g| > \epsilon\} \le \frac{DT_n}{\epsilon^2} \to 0, \forall \epsilon > 0$$

следует, что эмпирическая функция распределения является состоятельной оцикой теоретической функции распределения, а это значит, что с увеличением выборки значение  $D_n$  должно быть близко к нулю.

Делать выводы будем на основании теоремы Колмогорова:

$$\lim_{n\to\infty} P\sqrt{D_n} \le Tt = K(t)$$

$$K(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} (-1)^{j} e^{-2j^{2}t^{2}}$$

Где K(t) - распределение Колмогорова:  $K(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} (-1)^j e^{-2j^2t^2}$  Из которой и будем получать критическую границу:

$$t_{\alpha} = \frac{\lambda_{\alpha}}{\sqrt{n}}, K(\lambda_{\alpha}) = 1 - \alpha$$

Следовательно

 $PD_n\in_{1lpha}|H_0=P\sqrt{n}D_n\geq \lambda_lpha|H_0pprox 1-K(\lambda_lpha)=lpha$  (При достаточно больших выборках)

Таким образом, критерий согласия Колмогорова для  $n \geq 20$ , при выбранном уровне значимости  $\alpha$ , определяющего число  $\lambda_{\alpha}: K(\lambda_{\alpha}) = 1 - \alpha$ :

 $H_0$  отвергается  $\iff \sqrt{n}D_n \geq \lambda_\alpha$ 

Так как распределение статистики  $D_n$  свободно от неизвестного распределения выборки и в качестве меры используется максимальное отклонение, какова бы ни была функция распределения, истиная функция распределения будет с вероятностью  $1-\alpha$  лежать в некоторой доверительной области вокруг выборочной функции распределения.

#### 1.1.2Практические результаты:

n = 1000

- 1) 0.465
- 2) 1.0554
- 3) 0.318
- 4) 0.591
- 5) 0.176

n = 100000

- 1) 1.063
- 2) 0.401
- 3) 0.934
- 4) 0.836
- 5) 0.736

Табличные значения для уровней значимости 0.05 и 0.1: 1.36 и 1.22 соответственно. можно заметить, что для данных выборок критерий выполняется, то есть не отвергается нулевая гипотеза для этих уровней значимости.

## 1.2 Критерий согласия хи-квадрат К.Пирсона

### 1.2.1 гамма-распределение

Данный метод считается одним из наиболее универсальных, так как любые исходные данные можно свести к дискретным при помощи группировки наблюдений, а именно, перейти от выборки к частотам попаданий элементов выборки в определенные интервалы, на которые эта самая выборка разбивается (в отличие от использованного в 1м пункте критерия Колмогорова-Смирнова, который работает лишь в случае выборок из одномерного непрерывного распределения). В чем же заключается данный метод: в эксперименте наблюдается некоторая дискретная величина  $\zeta$ , принимающая некоторые значения с некоторыми вероятностями  $p_i$ . Тогда

$$v_j = \sum_{i=1}^n I(\zeta_i = j), j = 1, 2...M$$

частоты исходов. В случае непрерывного распределения знак равенства в сумме заменяется на принадлежность j-тому интервалу (отсюда очевидный недостаток - потеря данных при группировке, также, выбор интервалов вносит некоторую погрешность). Тогда вектор этих частот  $\bar{v}=(v_1...v_N)$  имеет полиномиальное распределение. Метод хи-квадрат представляет из себя параметрическую модель, работающую с вектором частот и вектором вероятностей. Вообще говоря, для проверки простой гипотезы  $H_0$  нужно измерить отклонение эмпирических данных от теоритических, и в данном методе в качестве меры этих отклонений используется мера хи-квадрат.

$$X_n^{0} = \sum_{j=1}^{N} \frac{v_j - np_j}{np_j}$$

Метод основан на том, что если гипотеза верна, то относительная частота события будет состоятельной оценкой его вероятности, тогда с ростом размера выборки отклонения будут достаточно малы, и значение выбранной статистики будет также мало. Так как при больших n выполняется следующее:

$$L(X_N^2|H_0) \to \Xi^2(N-1)$$

Можно определить критическую облать как

$$\{X_n^2 > \Xi_{1-\alpha,N-12}\}$$

Тогда сам критерий согласия можно сформулировать как:

$$H_0$$
 отвергается  $\Longleftrightarrow \{X_n^2 > \Xi_{1-\alpha,N-12}\}$ 

К достоинствам метода, кроме его универсальности и простоты, можно отнести его "неприхотливость нет необходимости учитывать точные значения наблюдений, или же если наблюдения имеют не числовой характер (например, селекция семян). Практические результаты

Результаты для гамма-распределения. Изначально, разбиение проводилось на равные интервалы по различным критериям (н-р формула Стерджесса), однако, вероятности для интервалов различались слишком сильно, и в ис-

следовании разбиение проводилось по методу равных вероятностей.

```
n = 1000 \\ 7.249 \\ 4.999 \\ 5.388 \\ 5.313 \\ 5.820
```

Табличные критические значения:

0.1: 19.812 n = 100000 13.444 17.472 15.564 17.151 18.801

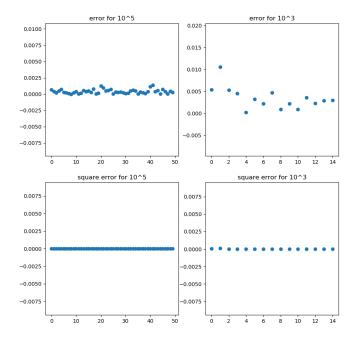
0.05: 22.362

Табличные критические значения:

0.05: 66.339 0.1: 62.008

Видно, что полученные значения подтверждают гипотезу на заданных уровнях значимости.

Хорошей иллюстрацией служит визуализация числителей статистики, т.е. квадратичной разницы между теоретическими и эмпирическими данными, видно что даже не квадратичная ошибка крайне мала:



#### 1.2.2 Распределение Бореля-Таннера

Хотя распределение Бореля-Таннера и является дискретным, была также применена группировка данных, так как из-за больших объемов выборок было большое количество значений, которым соответствовало меньше 5 наблюдений (иногда даже 0), что не позволяет использовать критерий хиквадрат с необходимой точностью. Группировка проводилась с таким рассчетом, чтобы ни у одного интервала не было двух одинаковых границ, а так как большинство значений сконценстированно (что можно было заметить и ранее, при получении квантилей в одной из предыдущих работ) в начале числовой оси, интервалов получилось относительно мало, что не должно, в теории, никак повлиять на результаты, ведь считается интеграл теоретической функции на границах, и если гипотеза правильная, то критерий будет работать и при малом количестве интервалов (при правильной группировке)

Значения статистики:

n = 100000 1.50102741922196151.8877170873304872 0.6228811484030287

2.545503311294103

2.566438722510217

Разбиение на 8 интервалов, следовательно, N-1=7

Табличные значения для квантилей с соответствубщими параметрами:  $\alpha =$ 0.05: 14.067,  $\alpha = 0.1$ : 12.017

n = 100000

4.02454063728003

1.6898977183728239

13.49921567055036

3.4364109151041227

10.143030902904052

Разбиение на 10 интервалов, следовательно, N-1=9

Табличные значения для квантилей с соответствубщими параметрами:  $\alpha =$ 0.05: 16.919,  $\alpha = 0.1$ : 14.684

#### $\mathbf{2}$ Проверка сложной гипотезы

## Критерий Колмогорова-Смирнова

#### 2.1.1Теоретическое введение

Сложная гипотеза  $H_0$  вида

$$F(x) \in \{F(x,\theta), \theta \in \Theta\}$$

, то есть, предельное распределение критерия согласия зависит от вида наблюдаемого закона  $F(x,\theta)$ , соответствующего проверяемой гипотезе, но и от типа оцениваемого параметра, их числа и метода оценивания а также конкретного значения параметра формы закона. Критерий Колмогорова-Смирнова - непараметрический, поэтому, чтобы сохранить независимость от распределения, оценку параметра нельзя проводить по той же выборке. В данном исследовании будет использоваться поправка Большева:

$$S_k = \frac{6nD_n + 1}{b\sqrt{n}}$$

#### 2.1.2 Вычисления

Для начала, получим оценку методом максимального правдоподобия для гамма-распределения:

$$(x,\theta) = \frac{1}{\lambda^{\alpha}\Gamma(\alpha)}x^{\alpha-1}e^{-\frac{x}{\lambda}}, \ \theta = (\lambda,\alpha)$$

$$L(\lambda, \alpha | X^{(n)}) = -n\alpha \ln \lambda - n \ln \Gamma(\alpha) + (\alpha - 1) \sum_{i=1}^{n} \ln X_i - \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^{n} X_i$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = -\frac{n\alpha}{\lambda} + \frac{1}{\lambda^2} \sum_{i=1}^n X_i = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha} = -n \ln \lambda - n \psi(\alpha) + \sum_{i=1}^{n} \ln X_i = 0$$

Составим уравнения правдоподобия:  $\frac{\partial L}{\partial \lambda} = -\frac{n\alpha}{\lambda} + \frac{1}{\lambda^2} \sum_{i=1}^n X_i = 0$   $\frac{\partial L}{\partial \alpha} = -n \ln \lambda - n \psi(\alpha) + \sum_{i=1}^n \ln X_i = 0$  Где  $\psi(x) = \frac{d \ln \Gamma(x)}{dx}$ . Решая систему получаем:

$$\ln \alpha - \psi(\alpha) = \ln \overline{X} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \ln X_i$$

 $\ln \alpha - \psi(\alpha)$  очевидно монотонна, значит существует единственное решение. Используя табулированные значения пси-функции Эйлера и асимптотическую формулу можно получить приближенные формулы для  $\alpha$ :

$$\alpha^* = \frac{8.899 + 9.06z + 0.978z^2}{z(17.797 + 11.168z + z^2)}$$

 $\alpha^*=\frac{8.899+9.06z+0.978z^2}{z(17.797+11.168z+z^2)}$  Где  $0.5572\leq z\leq 17$  - среднее геометрическое по выборке.Зная оценку для  $\alpha$  можно получить оценку для  $\lambda$ :

$$\lambda^* = \frac{\alpha^*}{\overline{X}}$$

Что, как и ожидалось, совпадает с оценкой для экспоненциальной модели, полученной ранее, так как эта оценка была эффективная, а по свойству оценки ММП, эффективная оценка параметра будет совпадать с его оценкой ММП.

Теперь найдем значения оценок параметров для выборок. Для начала, проверим средние геометрические для всех рассматриваемых выборок, чтобы можно было использовать приближеннуй формулу оценки:

- n = 1000
- 1) 1.673
- 2) 1.659
- 3) 1.671
- 4) 1.667
- 5) 1.704
- n = 100000
- 1) 1.666
- 2) 1.669
- 3) 1.666
- 4) 1.670
- 5) 1.667

Все значения попадают в необходимые пределы. Тогда вычислим значения оценок:

Теперь вычислим предельное значение статистики и применим поправку Большева. И на основании выбранного метода оценивания, теоретического распределения можно выбрать одну из табулированных моделей распределения. Для моего случая такой моделью оказалось Бета распределение третьего рода с параметрами:  $B_{III}(6.1957, 6.1114, 2.8894, 1.13140, 0.2801)$ . Бета

распределение третьего рода имеет следующую плотность: 
$$B_{III}(\theta_0,\theta_1,\theta_2,\theta_3,\theta_4) = \frac{\theta_2^{\theta_1}}{\theta_3 B(\theta_0,\theta_1)} \frac{(\frac{(x-\theta_4)}{\theta_3})^{\theta_0-1}(1-\frac{(x-\theta_4)}{\theta_3})^{\theta_1-1}}{(1+(\theta_2-1)\frac{(x-\theta_4)}{\theta_3})^{\theta_0+\theta_1}}.$$
 Теперь чтобы получить значение для выбранного уровня значимости надо

вычислить значение

$$P({S > S^*}) = \int_{S^*}^{+\infty} g(s|H_0)ds = 1 - G(S^*|H_0)$$

 $P(\{S>S^*\})=\int_{S^*}^{+\infty}g(s|H_0)ds=1-G(S^*|H_0)$  Если результат будет больше требуемого уровня значимости, на нем проверяемая гипотеза отвергается.

Значения статистики Колмогорова:

n = 1000

 $1.5640985645225103\ 1.489169546099757\ 1.4781893343274591\ 1.3488705706409894\ 1.6405572252214618$ 

n = 100000

На графике видно что при таких значениях значение функции действительно довольно близко к нулю. Проведем соответствующие вычисления, чтобы подтвердить:

n = 1000

- 1) 0.0019294472822242974
- 2) 0.000927363975125187
- 3) 0.0011279563146415215
- 4) 0.004411114265498286
- 5) 0.00036414086687442828

n = 100000

- 1) 0.0007676835629112642
- 2) 0.013374401303275376
- $3) \ 0.020010422214396958$
- 4) 0.0038153397848997554
- 5) 0.007915214519788046

Очевидно, все полученные величины меньше  $\alpha=0.05$ , откуда можно сделать вывод о хорошем согласии выборок с гипотезой.

# 2.2 Критерий хи-квадрат Пирсона для сложной гипотезы

Сложные гипотезы для полиномиального распределения в общем случае имеют вид:

$$H_0: p = p(\theta), \theta = (\theta_1...\theta_r) \in \Theta, r < N - 1$$

Получается, что при такой гипотезе вероятности наблюдений являются функциями от параметра. Таким образом, для построения критерия можно воспользоваться аналогичной простой гипотезе статистикой:

$$X_n^2(\theta) = \sum_{j=1}^n \frac{(v_j - np_j(\theta))^2}{np_j(\theta)}$$

Т.к. статистика зависит от неизвестного параметра, нужно заменить его некоторой его оценкой, получая статистику

$$\overline{X_n^2} = X_n^2(\overline{\theta_n})$$

Которая будет зависеть только от наблюдений, следовательно, ее можно од-

нозначно вычислить для каждой реализации. Для построения самого критерия можно воспользоваться теоремой Фишера, который показал, что при определенных методах оценивания параметра (в частности ММП) предельное распределние будет иметь вид  $^{2}(N-1-r)$ . Сформулируем саму теорему: Пусть функции вероятностей от параметра удовлетворяют следующим свойствам:

 $\sum_{j=1}^{N} p_J(\theta) = 1, \forall \theta \in \Theta$   $p_j(\theta) \geq c > 0 \forall j \text{ и существуют непрерывные производные}$  $p_j(\theta) \geq c$  от j не существувания  $\frac{\partial p_j(\theta)}{\partial \theta_k}$ ,  $\frac{\partial^2 p_j(\theta)}{\partial \theta_k \partial \theta_l}$ , k, l = 1...r Nxr - матрица первых производных - имеет ранг  $r \forall \theta \in \theta$ 

Тогда оценка статистики будет иметь предельное распределение хи-квадрат:

$$L(\hat{X}_n^2 \to^2 (N-1-r))$$

Тогда сам критерий будет имет вид

 $H_0$  отвергается  $\iff X_n^2 >_{1-\alpha,N-1-r}^2$ 

Аналогично с простой гипотезой, этим критерием можно проверять и непрерывные распределения, применив группировку.

#### 2.2.1сложная гипотеза для гамма-распределния по критерию хи-квадрат

Воспользуемся оценками, полученными ранее, чтобы получить значения статистики:

 $\hat{X}_n^2$ :

n = 100010.456968617014969 13.1941735668491622.4607320524602510.5839631081935378.061811400877453

Разбиение на 12 интервалов, следовательно, N-1-r=9

Табличные значения для квантилей с соответствубщими параметрами:  $\alpha =$ 0.05: 16.919,  $\alpha = 0.1$ : 14.684

n = 10000017.0676823803059816.984231241943064 4.7012598714768618.350966493460465 17.74126667450131

Разбиение на 20 интервалов, следовательно, N-1-r=17Табличные значения для квантилей с соответствубщими параметрами:  $\alpha =$  0.05: 27.587,  $\alpha = 0.1$ : 24.769

Можно сделать вывод, что данные гипотезы подтвердились

Разбиение методом равных вероятностей для определения оптимальной длины интервала и количества.

## 2.2.2 Сложная гипотеза для распределения Бореля-Таннера по критерию хи-квадрат

При неизвестном параметре r метод максимального правдоподобия не имеет смысла, поэтому будем использовать его только для оценки второго параметра и рассматривать распределение как однопараметрическое.

Воспользуемся оценками, полученными ранее, чтобы получить значения статистики:

 $\hat{X}_n^2$ :

n = 1000

1.5612209471763667

2.845553626885467

1.1433066782277925

1.6849507771345686

3.597088989492619

Разбиение на 12 интервалов, следовательно, N-1-r=10

Табличные значения для квантилей с соответствубщими параметрами:  $\alpha=0.05$ : 18.307,  $\alpha=0.1$ : 15.987

n = 100000

4.038207286414831

1.6893728432008763

13.65337420972201

4.013425216352789

10.137580492235074

Разбиение на 30 интервалов, следовательно, N-1-r=28

Табличные значения для квантилей с соответствубщими параметрами:  $\alpha=0.05$ : 41.337,  $\alpha=0.1$ : 37.916

Можно сделать вывод, что данные гипотезы подтвердились

### 3 ВАЖНО

Как отмечалось ранее, было бы серьезной ошибкой брать оценки параметров из выборки, к которой применется критерий на согласие с распределением. Поэтому, были сгенерированы по 5 выборок каждого размера для расчета оценок (с теми же параметрами, конечно), а по изначальным выборкам проводилось исследование соответствие распределению.