# ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ «СИБИРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ТЕЛЕКОММУНИКАЦИЙ И ИНФОРМАТИКИ»

#### ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА

к нулевой лабораторной работе «Оценка качества генератора псевдослучайных чисел» по дисциплине «Моделирование»

Выполнил студент	Федосеев Вячеслав Эдуардович		
		Ф.И.О.	
Группы	ИВ – 621		
Работу принял		ассистент кафедры ВС Я. В. Петухова	
	подпись		

# СОДЕРЖАНИЕ

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ	3
ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ СВЕДЕНИЯ	
РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ	
ВЫВОД	8

### ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В рамках лабораторной работы необходимо выбрать три генератора псевдослучайных чисел, оценить равномерность последовательностей псевдослучайных чисел на заданном отрезке с помощью критерий согласия Пирсона, оценить статистическую независимость генерируемых последовательностей с помощью автокорреляционной функции.

## ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ СВЕДЕНИЯ

## Проверка гипотез о законе распределения

Во многих случаях закон распределении изучаемой случайной величины неизвестен, но есть основания предположить, что он имеет определенный вид: нормальный, показательный или равномерный.

Пусть необходимо проверить гипотезу  $H_0$  о том, что с. в. X подчиняется определенному закону распределения, заданному функцией распределения  $F_0(x)$ , т. е.  $H_0$ :  $F_X(x) = F_0(x)$ . Альтернативная гипотеза  $H_1$ :  $F_X(x) \neq F_0(x)$ .

Для проверки гипотезы о распределении с. в. *X* нужно провести выборку, которую удобно оформить в виде статистического ряда:

Табл	ица 1 –	статист	ический	я́ ряд

$x_1$	$x_2$	$x_3$		$x_m$
$n_1$	$n_2$	$n_3$	•••	$n_m$

где  $\sum_{i=1}^n n_i = n$  – объем выборки.

Требуется сделать заключение: согласуются ли результаты наблюдений с гипотезой. Для этого используется специально подобранная величина критерий согласия.

Критерий согласия – статистический критерий проверки гипотезы о предполагаемом законе распределения с эмпирическими данными.

## Критерий согласия Пирсона или $\chi^2$

Для проверки гипотезы  $H_0$  поступают следующим образом. Область значений с. в. X разбивается на k интервалов  $\delta_i$  и подсчитывают вероятности  $p_i$  ( $i=1,2,\ldots,k$ ) попадания в  $\delta_i$  интервал, используя формулу  $P\{\alpha \leq X \leq \beta\} = F_0(\beta) - F_0(\alpha)$ . Тогда число значений с. в. X, попавших  $\delta_i$  интервал, можно

рассчитать по формуле  $n \cdot p_i$ .

Таблица 2 – теоретический интервальный ряд

		T	- I	1
$\delta_1$	$\delta_2$	$\delta_3$	•••	$\delta_k$
$n_1' = n \cdot p_1$	$n_2' = n \cdot p_2$	$n_3' = n \cdot p_3$	•••	$n_k' = n \cdot p_k$

Таким образом, имеем статистический ряд распределения с. в. X и теоретический ряд распределения. Чтобы оценить степень расхождения эмпирических частот  $n_i$  и теоретических частот  $n_i'$  К. Пирсон предложил такую величину:

$$\chi^{2} = \sum_{i=1}^{k} \frac{(n_{i} - n \cdot p_{i})^{2}}{n \cdot p_{i}} = \sum_{i=1}^{k} \frac{n_{i}^{2}}{n \cdot p_{i}} - n$$

По теореме Пирсона, данная величина при  $n \to \infty$  имеет  $\chi^2$ -распределение с m=k-r-1 с степенями свободы, где k- число интервалов, m- число параметров распределения. В частности для равномерного распределения m=k-3.

Применение критерия Пирсона сводится к следующему:

- 1. Вычисляется величина  $\chi^2_{\mu a \delta n}$ ;
- 2. Выбирается уровень значимости  $\alpha$  критерия, по таблице  $\chi^2$ -распределения находят квантиль  $\chi^2_{\alpha,m}$ ;
- 3. Если  $\chi^2_{{\scriptscriptstyle Ha}\delta n} \leq \chi^2_{\alpha,m}$ , то гипотеза  $H_0$  не противоречит опытным данным, иначе  $H_0$  отвергается;

Необходимым условием применения критерия Пирсона является наличие в каждом интервале не менее 5 наблюдений.

## Автокорреляционная функция

Автокорреляционная функция предназначена для оценка корреляции между сдвинутыми копиями последовательностей и отдельных подпоследовательностей.

Рассчитывается автокорреляция по следующей формуле:

$$\hat{\alpha}(\tau) = \sum_{i=1}^{n-\tau} \frac{(X_i - \overline{X}) \cdot (X_{i+\tau} - \overline{X})}{S_n^2 \cdot (n-\tau)}$$

где  $\overline{X}$  — выборочное среднее,  $S_n^2$  — выборочная дисперсия, n — кол-во чисел,  $\tau$  — сдвиг последовательности.

#### РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Для экспериментов возьмем три генератора из математической библиотеки NumPy:

- 1. PCG64 это 128-битная реализация конгруэнтного генератора перестановок О'Нила. Разработан в 2014 году, с помощью функции перестановок улучшает статистические свойства линейного конгруэнтного генератора по модулю 2. Период: 2<sup>128</sup>;
- 2. SFC64 это 256-битная реализация малого быстрого хаотического PRNG Криса Доти-Хамфри. Разработан в 2007 году. Период: 2<sup>255</sup>;
- 3. Philox это 64-битный генератор, который основан на счетчиках и более слабых криптографических функциях. Разработан в 2011 году. Упрощение и модификация блочного шифра Threefish с добавлением S-блока. Период: 2<sup>256</sup> 1;

Оценка равномерности последовательностей псевдослучайных чисел на заданном отрезке с помощью критерий согласия Пирсона

Кол-во чисел: N = 100000.

Кол-во интервалов: k = 50.

Кол-во свободных степеней: m = k - 3 = 47.

Уровень значимости  $\alpha = 0.8$ .

Квантиль  $\chi^2_{\kappa p} = \chi^2_{\alpha=0.8, \ m=47} = 54.9056.$ 

Рисунок 1 Гистограмма частот для PCG64,  $\chi^2_{{\scriptscriptstyle Ha60}} = 53.5 \le \chi^2_{{\scriptscriptstyle KP}}$ 

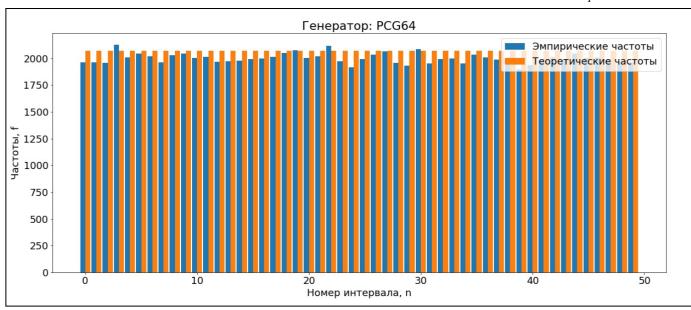


Рисунок 2. Гистограмма частот для SFC64,  $\chi^2_{\text{набл}} = 41.8 \leq \chi^2_{\kappa p}$ .

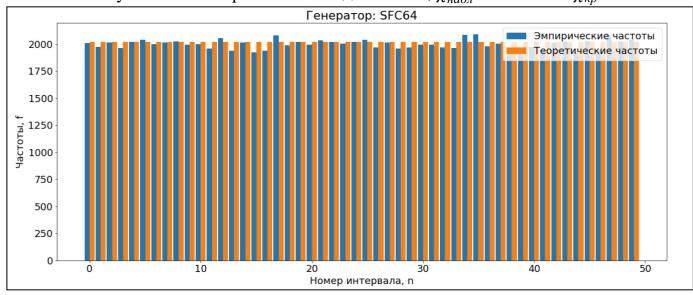
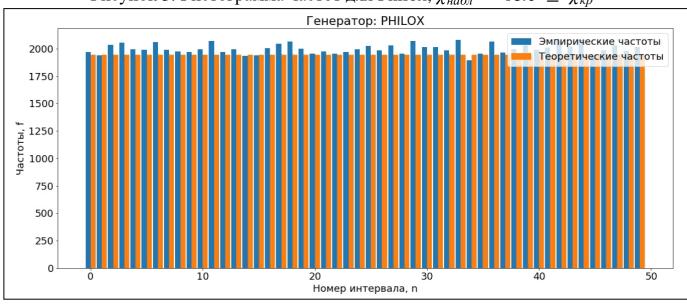


Рисунок 3. Гистограмма частот для Philox,  $\chi^2_{{\scriptscriptstyle Ha}\bar{0}{\scriptscriptstyle \Pi}}=46.0 \le \chi^2_{{\scriptscriptstyle KP}}$ 



Оценка статистической независимости генерируемых последовательностей с помощью автокорреляционной функции.

Рисунок 4. ACF для PCG64, N=100000

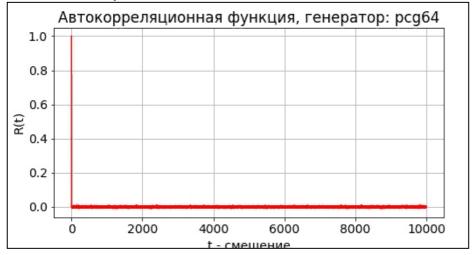


Рисунок 5. ACF для Philox, N=100000

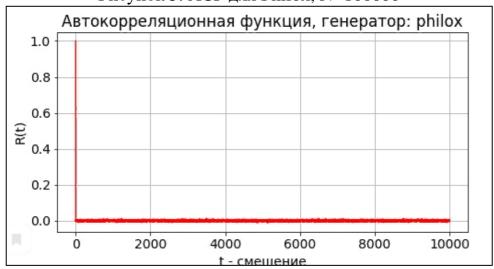


Рисунок 5. ACF для SFC, N=100000



## вывод

В ходе работы были изучены методы тестирования качества работы генератора псевдослучайных чисел: критерий Пирсона и автокорреляция. С помощью этих методов были протестированы три генератора псевдослучайных SFC64, Philox. Реализация данных алгоритмов поставляется чисел: PCG64, математической библиотекой NumPy. Для наглядности результаты экспериментов виде частотных гистограмм визуализированы автокорреляционной функции. Генератор SFC64 имеет наименьшее  $\chi^2_{\text{набл}}$  из всех это хорошо видно из гистограмм - среднее отклонение эмпирических частот от теоретических меньше, чем у остальных генераторов, следовательно, данный генератор в проведенном эксперименте выдал более распределение, чем другие генераторы. Значение равномерное используемое в критерии Пирсона для всех генераторов при уровне значимости 0.8 не превышало критического значения  $\chi^2_{\kappa p}$ , следовательно, гипотезу о равномерном распределении нельзя отвергнуть. Автокорреляционная функция во всех случаях колеблется около 0 с очень малой окрестностью, т. е. принимает как положительные значения, так и отрицательные близкие нулю значения, поэтому статистическая взаимосвязь между исходной и сдвинутой последовательностью пренебрежимо мала.

#### ПРИЛОЖЕНИЕ

Листинг

```
import numpy as np
import pandas as pd
import scipy.stats as st
import matplotlib.pyplot as plt
def segmentation(xi, X):
   k = len(xi) - 1
    frequencies = {i: 0 for i in range(k)}
    for i in np.searchsorted(xi[1:], X):
        frequencies[i] = frequencies[i] + 1
    df = pd.DataFrame({
        'a': xi[:-1],
        'b': xi[1:],
        'n': list(frequencies.values())
    })
    return df
def chi_squared_test(df):
   k = df.n.size
   N = np.sum(df.n)
   si = np.power(df.n, 2) * k
   return np.sum(si) / N - N
def autocorrelation(row, offset):
   mean, var, N = np.mean(row), np.var(row), len(row)
    r numerator = np.sum(
        [(row[idx] - mean) * \
         (row[(idx + offset) % N] - mean) \
         for idx, xi in enumerate(row[:offset])]
    )
    r denumerator = var * (N - offset)
    return r_numerator / r_denumerator
def expected data(df):
   dx = (df.iloc[0].b - df.iloc[0].a) / 2
    z = [x + dx \text{ for } x \text{ in df.a}]
   mean = np.average(z, weights=df.n)
   var = np.average((z - mean) ** 2, weights=df.n)
    std = np.sqrt(var)
   N = np.sum(df.n)
    a t = mean - np.sqrt(3) * std
   b t = mean + np.sqrt(3) * std
   vp = [(v.b - v.a) / b t - a t for i, v in df.iterrows()]
    n = [int(N * pi) for pi in vp]
    return pd.DataFrame({'a': df.a, 'b': df.b, 'n': n })
```