Міністерство освіти і науки України Національний авіаційний університет Навчально-науковий інститут комп'ютерних інформаційних технологій Кафедра комп'ютеризованих систем управління

Лабораторна робота №1 з дисципліни «Імітаційне моделювання» на тему «Побудова імітаційної моделі генератора псевдовипадкових чисел (ГПВЧ). Перевірка якості роботи генератора»

> Виконав: студент ННІКІТ групи СП-325 Клокун В. Д. Перевірила: Марченко Н. Б.

Київ 2019

1. МЕТА РОБОТИ

Ознайомитись з еталоном функціонування генератора псевдовипадкових чисел; побудувати імітаційну модель функціонування генератора псевдовипадкових чисел на основі лінійного конгруентного методу та здійснити перевірку якості роботи створеного генератора псевдовипадкових чисел.

2. ХІД РОБОТИ

2.1. Побудова імітаційної моделі

ЗАВДАННЯ Побудувати імітаційну модель, яка відображає роботу генератора псевдовипадкових чисел. Отримати послідовність псевдовипадкових чисел на інтервалі (0; 1). Використати мультиплікативний метод.

Щоб побудувати модель лінійного конгруентного генератора псевдовипадкових чисел, необхідно обрати 4 цілих числа, які називають параметрами:

Модуль m, 0 < m. Множник $a, 0 \leqslant a < m.$ Інкремент $c, 0 \leqslant c < m.$ Початкове значення $X_0, 0 \leqslant c < m.$

Сам генератор описується таким рекурентним співвідношенням:

$$X_{i+1} = (aX_i + c) \mod m, \quad n \geqslant 0.$$

Для побудови імітаційної моделі скористаємось оновленими параметрами MINSTD, а саме:

- 1. Модуль $m=2^{31}-1=7$ FFFFFFF $_{16}$, тобто ε 31-м числом Мерсенна M_{31} , яке до того ж ε простим.
- 2. Множник a = 48271, просте число.
- 3. Інкремент c = 0.

Оскільки інкремент c=0, при використанні таких параметрів отримуємо частковий випадок лінійного конгруентного генератора — генератор Леймера. Його максимальний період дорівнює m-1. Генератор Леймера, який використовує параметри MINSTD, матиме максимально можливий період m-1, оскільки ці параметри відповідають умовам максимально можливого періоду. Початкове значення X_0 генеруватимемо за допомогою криптографічно стійкого генератора, вбудованого в операційну систему. Так як m— просте число, то будь-яке

початкове значення X_0 буде взаємно простим до m і не зменшуватиме якість згенерованих чисел.

Обравши параметри, будуємо імітаційну модель, яка відображає роботу лінійного конгруентного генератора псевдовипадкових чисел. Імітаційна модель реалізована у вигляді класу, написаного на мові програмування Python (лістинг 2.1).

Лістинг 2.1: Реалізація моделі лінійного конгруентного генератора

```
# A class implementing an LCG and relevant methods
   class LCG:
2
        rand seq = []
3
4
        # generator
        def lcg(self, m, a, c, seed):
            while True:
7
                seed = (a * seed + c) % m
8
                yield seed
9
10
       def __init__(self,
11
                     m = 0x7FFFFFFF, # modulus M (as per MINSTD), Mersenne 31,
12
                      → prime
                     a = 48271, # multiplier a, prime number
13
                     c = 0, # increment c
14
                     seed = random.SystemRandom().randint(0, 0xFFFFFFFF)):
15
            self.m, self.a, self.c, self.seed = m, a, c, seed
16
            self.rand_seq = self.lcg(self.m, self.a, self.c, self.seed)
17
18
        def randint(self):
19
            return next(self.rand_seq)
20
21
22
        def randfloat(self):
            return next(self.rand_seq) / self.m
23
```

Щоб побудувати послідовність випадкових чисел в інтервалі (0;1), необхідно використати функцію LCG.randfloat(), яка нормалізує згенеровані випадкові цілі числа до чисел з бажаного інтервалу за формулою $x_{i+1} = \frac{X_{i+1}}{m}$. Далі треба зберегти згенеровані числа і записати їх у список (лістинг 2.2).

Лістинг 2.2: Приклад використання функції LCG.randfloat() для генерації 10000 випадкових чисел

```
1 lcg = LCG()
2 seq_float = [lcg.randfloat() for x in range(10000)]
```

2.2. Перевірка якості роботи генератора

ЗАВДАННЯ Виконати перевірку якості роботи генератора на рівномірність розподілу псевдовипадкових чисел на інтервалі (0; 1), використовуючи критерій Пірсона та частотний тест.

2.2.1. Частотний тест

Нехай μ_x — математичне сподівання значення змінної x, а σ_x — її дисперсія. Частотний тест дозволяє з'ясувати, скільки чисел потрапило в інтервал (μ_x — σ_x ; μ_x + σ_x). Так як математичне сподівання ідеального генератора μ_i = 0,5, а його дисперсія σ_i = 0,2887, то для ідеального генератора випадкових чисел цей інтервал такий:

$$(\mu_x - \sigma_x; \mu_x + \sigma_x) = (0.5 - 0.2887; 0.5 + 0.2887) = (0.2113; 0.7887), \tag{1}$$

Оскільки 0.7887 - 0.2113 = 0.5774, то в інтервал (1) мають потрапляти близько 57.7% усіх випадкових чисел.

Щоб реалізувати частотний тест за заданими умовами, створюємо функцію, яка обчислюватиме відношення кількості чисел, що потрапили в інтервал (a; b), до загальної кількості чисел у певній послідовності seq (лістинг 2.3).

Лістинг 2.3: Функція для обчислення частоти входження чисел в інтервал (a; b)

```
1  def calc_freq(seq, a, b):
2     cnt = 0
3     for x in seq:
4         if a < x < b:
5         cnt += 1
6
7  return cnt / len(seq)</pre>
```

2.2.2. Критерій Пірсона

Припустимо, що є послідовність випадкових чисел $X = \{x_1, \dots, x_n\}$. Довжина послідовності |X| = n. Розділимо цю послідовність на k приблизно рівних інтервалів і позначимо кількість чисел в j-му інтервалі як N_j . Тоді значення критерію Пірсона X^2 для випадкової послідовності X обчислюється так:

$$X^{2} = \frac{k}{n} \sum_{j=1}^{k} \left(N_{j} - \frac{n}{k} \right).$$

Щоб реалізувати обчислення критерію Пірсона для заданої послідовності *seq*, була створена відповідна функція (лістинг 2.4).

Лістинг 2.4: Функція для обчислення значення критерію Пірсона для послідовності *seq*

```
def calc_chi_squared_pearson(seq):
    m = BINS
    N = len(seq)

freqs = np.histogram(seq, bins = m)[0] # bin data in m bins

return m/N * sum([pow( x - N/m, 2) for x in freqs])
```

2.3. Обчислення статистичних параметрів

ЗАВДАННЯ Для отриманої послідовності псевдовипадкових чисел обчислити значення статистичних параметрів: математичне сподівання, дисперсія, середньоквадратичне відхилення.

Для перевірки рівномірності розподілу чисел у послідовності нас цікавлять її статистичні параметри, а саме: математичне очікування μ_x , дисперсія σ_x^2 і середньоквадратичне відхилення σ_x . Математичне сподівання послідовності μ_x обчислюється так:

$$\mu_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i.$$

Для рівномірного випадкового розподілу очікуване значення математичного сподівання $\mu_x \approx 0,5$. Наступним статистичним параметром є дисперсія послідовності σ_x^2 . Вона обчислюється так:

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - m_x)^2$$
.

Для рівномірного випадкового розподілу очікуване значення дисперсії $\sigma_x^2 \approx 0.0833$. Останнім цікавлячим нас параметром є середньоквадратичне відхилення послідовності σ_x . Воно обчислюється так:

$$\sigma_x = \sqrt{\sigma_x^2}$$
.

Для рівномірного випадкового розподілу очікуване значення середньоквадратичного відхилення $\sigma_{\rm x} \approx 0,2887.$

Для обчислення кожного з вищенаведених статистичних параметрів заданої послідовності *seq* були розроблені відповідні функції, а також функція, яка обчислює і повертає всі параметри разом, у вигляді кортежу (лістинг 2.5).

Лістинг 2.5: Функції для обчислення статистичних параметрів послідовності *seq*

```
def calc_mean(seq):
1
        return sum(seq) / len(seq)
2
 3
   def calc_variance(seq):
4
        if len(seq) == 1:
 5
            return 0
6
        mean = calc_mean(seq)
7
        variance = sum([pow(x - mean, 2) for x in seq]) / len(seq)
8
9
        return variance
10
   def calc_stdev(seq):
11
        return math.sqrt(calc_variance(seq))
12
13
   def calc_stat_params(seq):
14
        return calc_mean(seq), calc_variance(seq), calc_stdev(seq)
15
```

2.4. Отримання послідовності псевдовипадкових чисел на довільному інтервалі

ЗАВДАННЯ Побудувати імітаційну модель, яка відображає роботу генератора псевдовипадкових чисел. Отримати послідовність псевдовипадкових чисел на інтервалі (a;b).

Для отримання послідовностей псевдовипадкових чисел на інтервалі (a;b) використовується функція random.randrange(a, b), яка надається модулем random стандартної бібліотеки мови програмування Python і повертає випадкове число з інтервалу (a;b).

2.5. Розробка реалізації

Описавши необхідні моделі для виконання завдань, впроваджуємо створені функції та розроблюємо кінцеву реалізацію для виконання завдань (лістинг А.1). Запускаємо створену реалізацію та спостерігаємо результат (рис. 1).

Оцінимо якість розробленого генератора та згенерованих послідовностей. Як бачимо з результату, було згенеровано 10 послідовностей. Отримані значення частотного тесту послідовностей близькі до цільових значень еталонного генератора псевдовипадкових чисел (розділ 2.2.1).

Розглянемо значення критерію Пірсона. Кожна послідовність була розділена на k=11 інтервалів, тому значення ступенів свободи v=k-1=10. Порівнюємо експериментальні значення з теоретичними (табл. 1) і бачимо, що отримані p-значення близькі до 50 %.

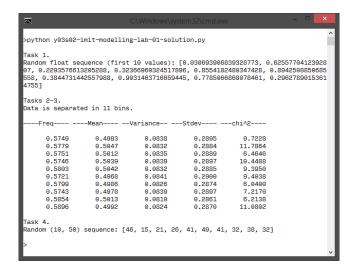


Рис. 1: Результат роботи програмної реалізації

Табл. 1: Деякі значення χ^2 -розподілу для ступенів свободи v=10

Ступені свободи <i>v</i>	p = 5%	p = 25%	p = 50%	p = 75%	p = 95 %
10	3,940	6,737	9,342	12,550	18,310

Статистичні параметри згенерованих послідовностей також близькі до параметрів еталонного генератора (розділ 2.3). Отже, можемо зробити висновок, що розроблена реалізація є високоякісним лінійним конгруентним генератором псевдовипадкових чисел.

3. Висновок

Виконуючи дану лабораторну роботу ми ознайомились з еталоном функціонування генератора псевдовипадкових чисел; побудували імітаційну модель функціонування генератора псевдовипадкових чисел на основі лінійного конгруентного методу та здійснили перевірку якості роботи створеного генератора псевдовипадкових чисел.

А. Повний початковий код програмної реалізації

Лістинг А.1: Повний початковий код програмної реалізації

```
#!/usr/bin/env python3
2
   import random # random.SystemRandom() for generating seed
   import math # math.sqrt
4
   import numpy as np
   BINS = 11
7
8 RANDMIN = 10
9
   RANDMAX = 50
10
11 # A class implementing an LCG and relevant methods
   class LCG:
12
        rand_seq = []
13
14
        # generator
15
        def lcg(self, m, a, c, seed):
16
            while True:
17
                seed = (a * seed + c) % m
18
19
                yield seed
20
21
        def __init__(self,
                     m = 0x7FFFFFFF, # modulus M (as per MINSTD), Mersenne 31,
22

    prime

                     a = 48271, # multiplier a, prime number
23
                     c = 0, # increment c
24
                     seed = random.SystemRandom().randint(0, 0xFFFFFFFF)):
25
            self.m, self.a, self.c, self.seed = m, a, c, seed
26
            self.rand_seq = self.lcg(self.m, self.a, self.c, self.seed)
27
28
        def randint(self):
29
            return next(self.rand_seq)
30
31
        def randfloat(self):
32
            return next(self.rand_seq) / self.m
33
34
   def calc_freq(seq, a, b):
35
        cnt = 0
36
        for x in seq:
37
            if a < x < b:
38
                cnt += 1
39
40
        return cnt / len(seq)
41
42
   def calc_mean(seq):
43
```

```
return sum(seq) / len(seq)
44
45
   def calc_variance(seq):
46
47
       if len(seq) == 1:
           return 0
48
49
       mean = calc_mean(seq)
50
       variance = sum([pow(x - mean, 2) for x in seq]) / len(seq)
51
       return variance
52
53
   def calc_stdev(seq):
54
       return math.sqrt(calc_variance(seq))
55
56
57
   def calc_stat_params(seq):
       return calc_mean(seq), calc_variance(seq), calc_stdev(seq)
58
59
   def calc_chi_squared_pearson(seq):
60
       m = BINS
61
62
       N = len(seq)
63
       freqs = np.histogram(seq, bins = m)[0] # bin data in m bins
64
       return m/N * sum([pow( x - N/m, 2) for x in freqs])
66
67
   def calc_seq_props(seq):
68
69
       freq = calc_freq(seq, 0.2113, 0.7887)
       mean = calc_mean(seq)
70
       variance = calc_variance(seq)
71
       stdev = calc_stdev(seq)
72
       chi_squared = calc_chi_squared_pearson(seq)
73
74
75
       return freq, mean, variance, stdev, chi_squared
76
   def calc_all_seq_props(dataset):
77
       res = []
78
79
       for seq in dataset:
           res.append(calc_seq_props(seq))
80
81
82
       return res
83
84
   def print_res(p):
       85
        → 'Mean', 'Variance', 'Stdev', 'chi^2'))
       print()
86
       for s in p:
87
           print('{:>12.4f} {:>12.4f} {:>12.4f} {:>12.4f}
88
            89
```

```
def build_rand_range(a, b, count = 10):
90
         res = []
91
         for i in range(count):
92
 93
             res.append(random.randrange(a, b))
94
 95
         return res
96
 97
    def main():
98
         lcg = LCG() # instantiate an LCG
99
100
         a, b = RANDMIN, RANDMAX # randint bounds
101
102
103
         rand_float_seqs = []
104
         rand_int_seq = build_rand_range(a, b)
105
         # build test sequence
106
         for i in range(10):
107
108
             seq = [lcg.randfloat() for x in range(10000)]
             rand_float_seqs.append(seq)
109
110
         print('\nTask 1.\nRandom float sequence (first 10 values):
111

    {}'.format(rand_float_seqs[0][:10]))

112
         print('\nTasks 2-3.\nData is separated in {} bins.'.format(BINS))
113
114
         properties = calc_all_seq_props(rand_float_seqs)
115
         print_res(properties)
116
117
         print('\nTask 4.\nRandom ({}, {}) sequence: {}'.format(a, b,
118

¬ rand_int_seq))
119
120
    if __name__ == '__main__':
121
         main()
122
```