main

April 1, 2023

1 Exercício avaliativo 1

1.1 Introdução a Física Estatística e Computacional

Luís Felipe Ramos Ferreira - 2019022553

Igor Lacerda Faria da Silva - 2020041973

Gabriel Rocha Martins - 2019006639

[1]:
```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
```

[2]:
```
from typing import Callable
```

[3]:
```
ITERATIONS = 1000
SIZES = [10**2, 10**3, 10**4]
errors: list[float] = []
```

[4]:
```
def calculo_erro(values: np.ndarray, mean: float) -> float:
    variancia = np.square(values - mean).mean()
    desvio = np.sqrt(variancia)
    return desvio / np.sqrt(values.size)
```

[5]:
```
def first_method(inf: float, sup: float, funct, size: int, y_max: int):
    inside = 0
    for i in range(size):
        x = np.random.uniform(inf, sup, 1)
        y = np.random.uniform(0, y_max, 1)
        expected_y = funct(x)
        if expected_y > y:
            inside += 1

    return inside / size * y_max * (sup - inf)
```

[6]:
```
def second_method(inf: float, sup: float, funct, size: int):
    mutiplier = (sup - inf) / size
    x = np.random.uniform(inf, sup, size)
    y = funct(x)
```

```python
    return mutiplier * np.sum(y)
```

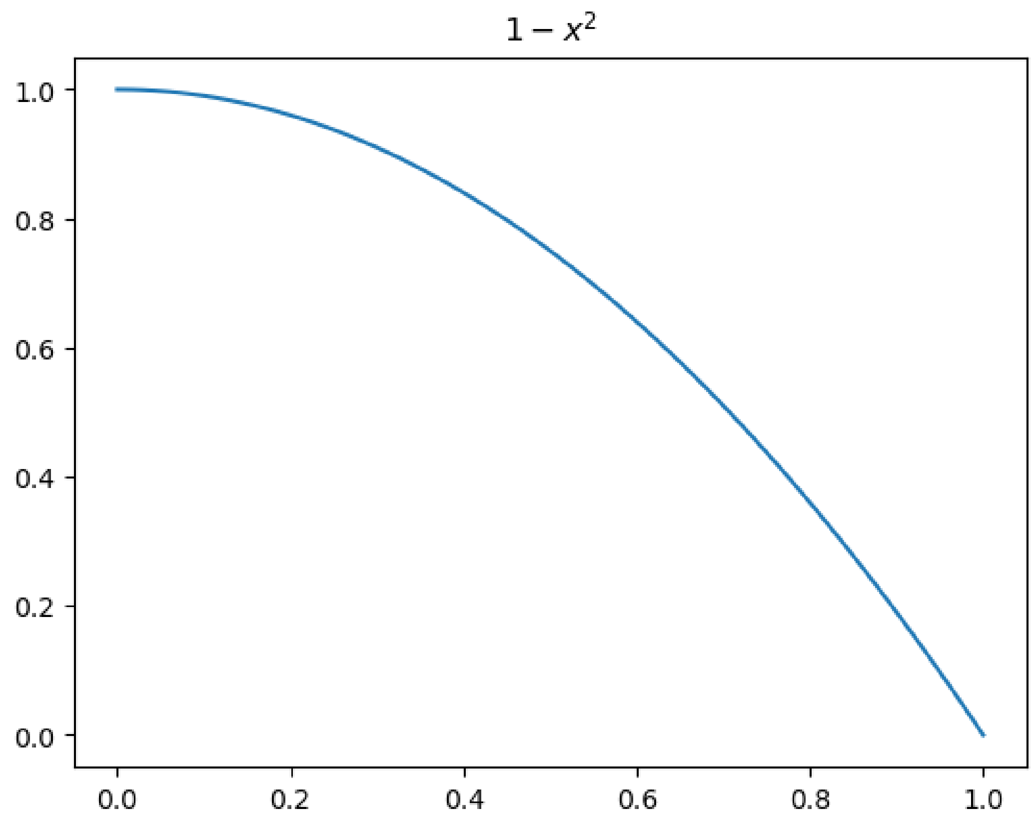
[7]:
```python
def choose_method(inf: float, sup: float, funct, size: int, y):
    if y is not None:
        return first_method(inf, sup, funct, size, y)
    else:
        return second_method(inf, sup, funct, size)
```

[8]:
```python
def plot_hist_iterate_method(
    iterations: int, inf: float, sup: float, funct, size: int, y
):
    data: np.ndarray = np.zeros(iterations)
    for i in range(iterations):
        data[i] = choose_method(inf, sup, funct, size, y)
    plt.hist(data)
    return calculo_erro(data, data.mean())
```

[9]:
```python
def plot_all(inf: float, sup: float, funct: Callable, y: float | None):
    for size in SIZES:
        errors.append(plot_hist_iterate_method(ITERATIONS, inf, sup, funct,␣
 ↪size, y))
        errors.append(plot_hist_iterate_method(ITERATIONS, inf, sup, funct,␣
 ↪size, None))
        plt.show()
```

2 Função 1

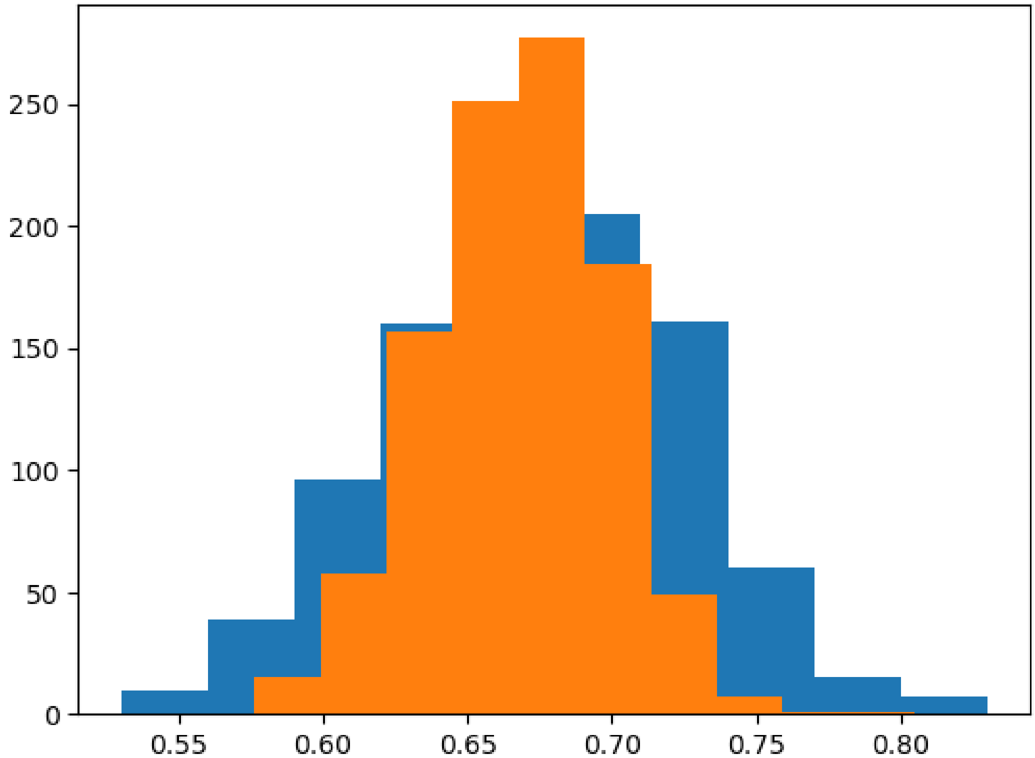
[10]:
```python
def plot_1():
    x = np.linspace(0, 1, 100)
    y = 1 - x**2
    plt.title("$1 - x^2$")
    plt.plot(x, y)


plot_1()
```

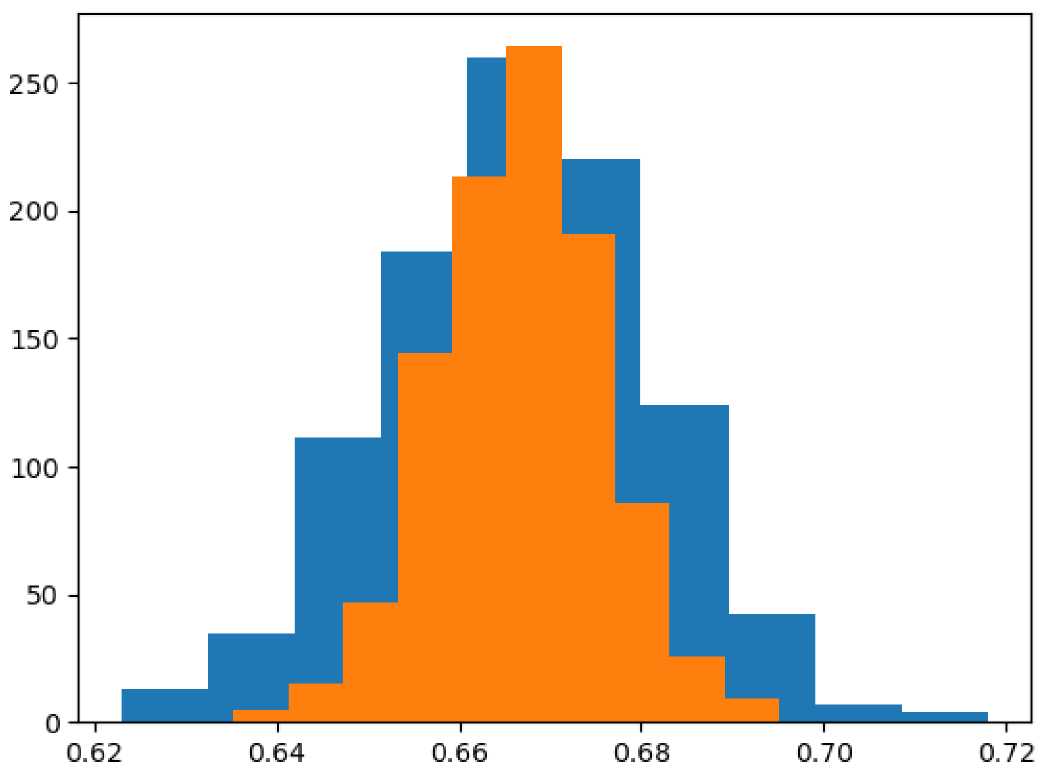


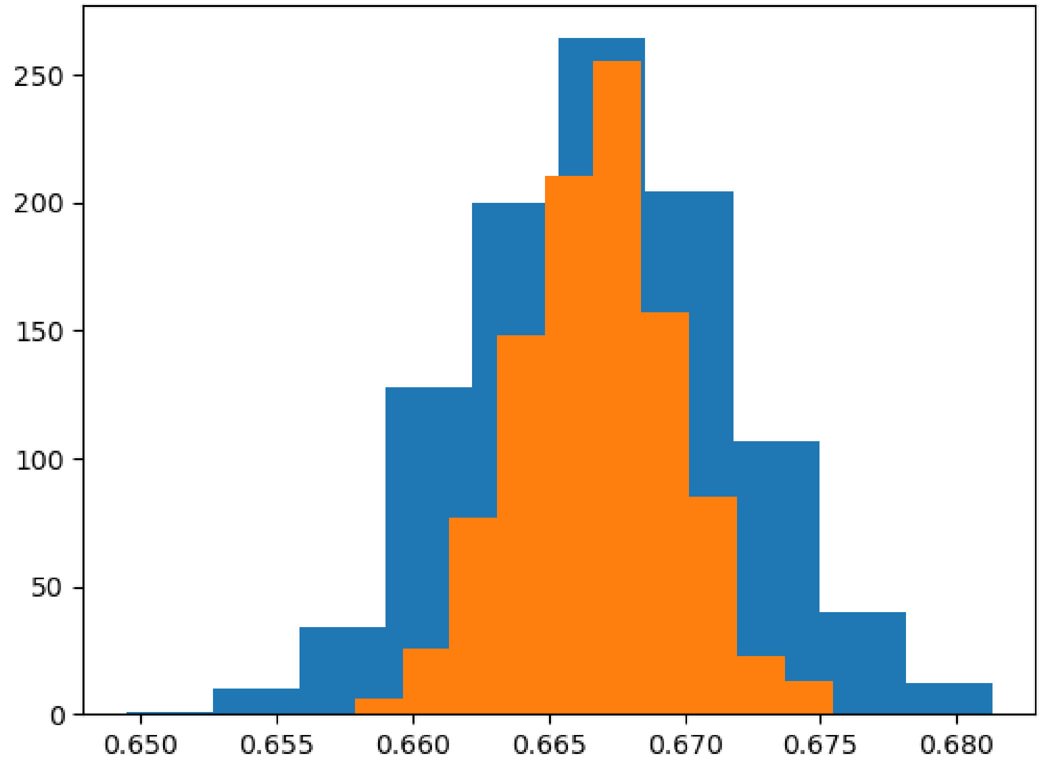
[11]:
```
def funct_1(x: float) -> float:
    return 1 - x**2
```

[12]:
```
INF_1 = 0
SUP_1 = 1
Y_MAX_1 = 1
```

[13]:
```
plot_all(INF_1, SUP_1, funct_1, Y_MAX_1)
```

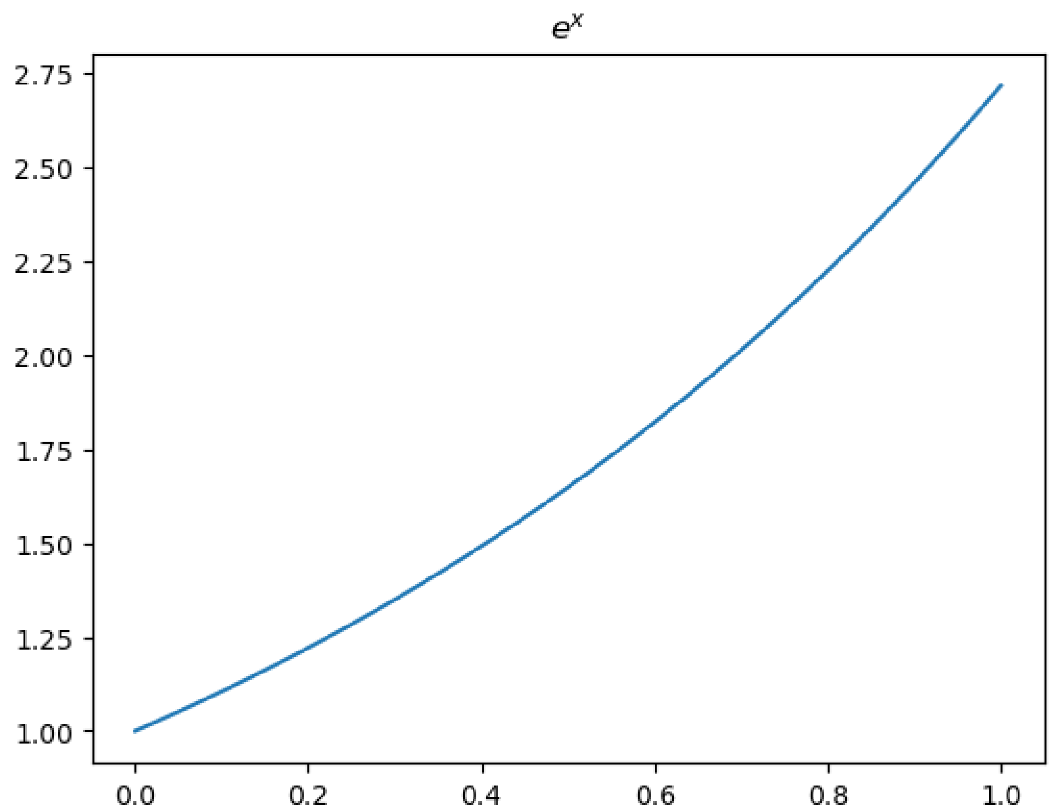

250
200
150
100
50
0
0.55
0.60
0.65
0.70
0.75
0.80


250
200
150
100
50
0
0.62
0.64
0.66
0.68
0.70
0.72



3 Função 2

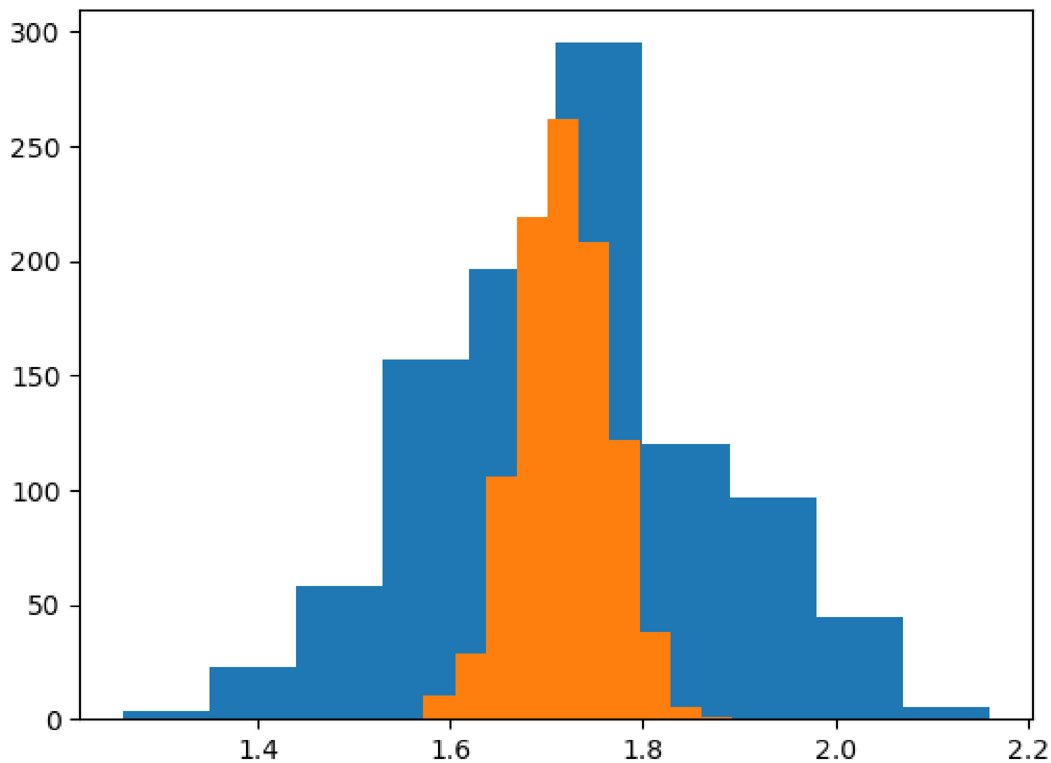
[14]:
```
def plot_2():
    x = np.linspace(0, 1, 100)
    y = np.e**x
    plt.title("$e^x$")
    plt.plot(x, y)


plot_2()
```

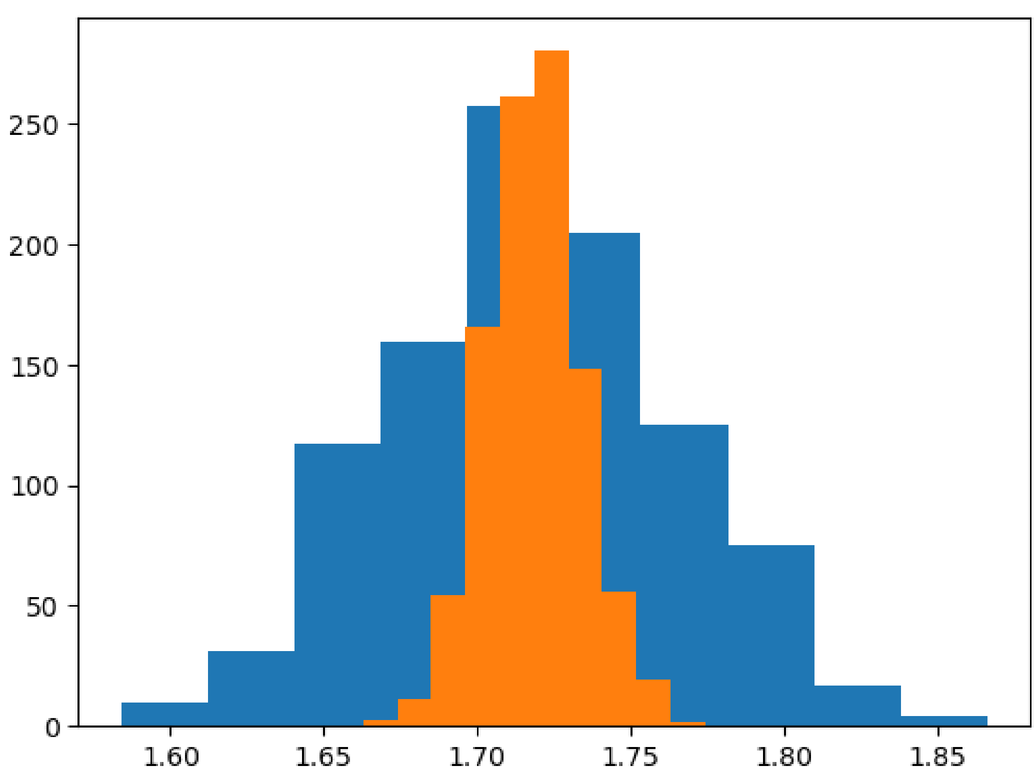


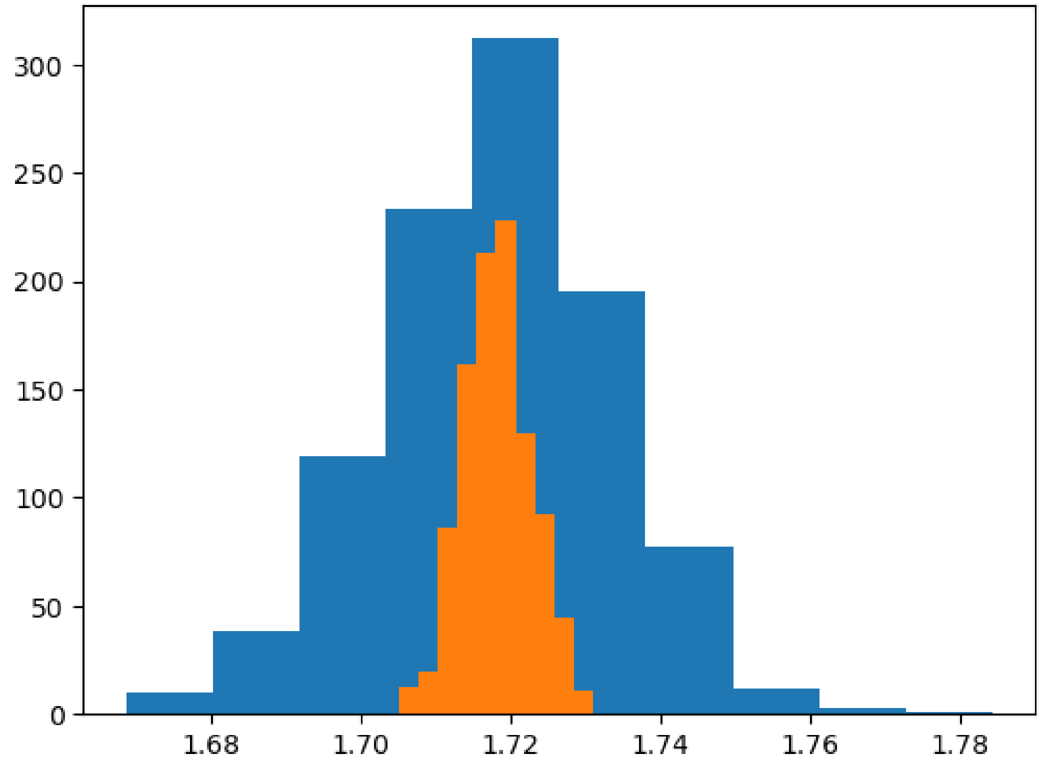
[15]:
```
def funct_2(x: float) -> float:
    return np.e**x
```

[16]:
```
INF_2 = 0
SUP_2 = 1
Y_MAX_2 = 3
```

[17]:
```
plot_all(INF_2, SUP_2, funct_2, Y_MAX_2)
```


300
250
200
150
100
50
0
1.4
1.6
1.8
2.0
2.2


250
200
150
100
50
0
1.60
1.65
1.70
1.75
1.80
1.85



4 Função 3

[18]:
```
def plot_3():
    x = np.linspace(INF_3, SUP_3, 100)
    y = np.sin(x) ** 2
    plt.title("$\sin(x)^2$")
    plt.plot(x, y)


plot_3()
```

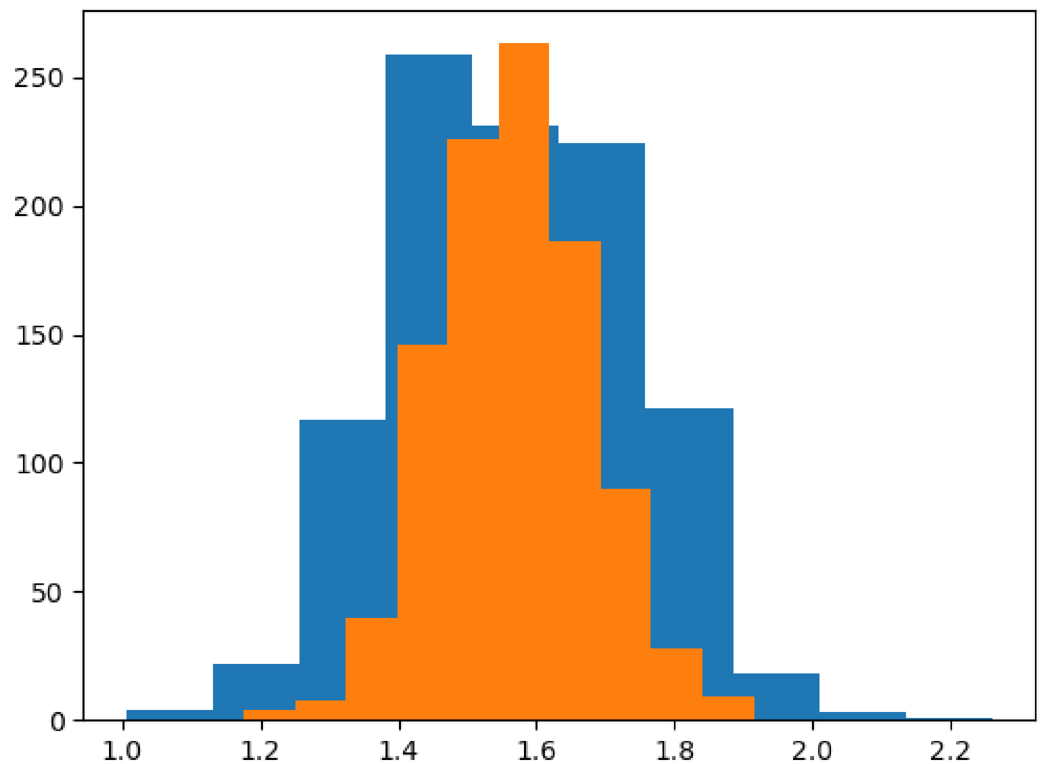
```
---------------------------------------------------------------------------
NameError                                 Traceback (most recent call last)
Cell In[18], line 8
      4     plt.title("$\sin(x)^2$")
      5     plt.plot(x, y)
----> 8 plot_3()

Cell In[18], line 2, in plot_3()
```

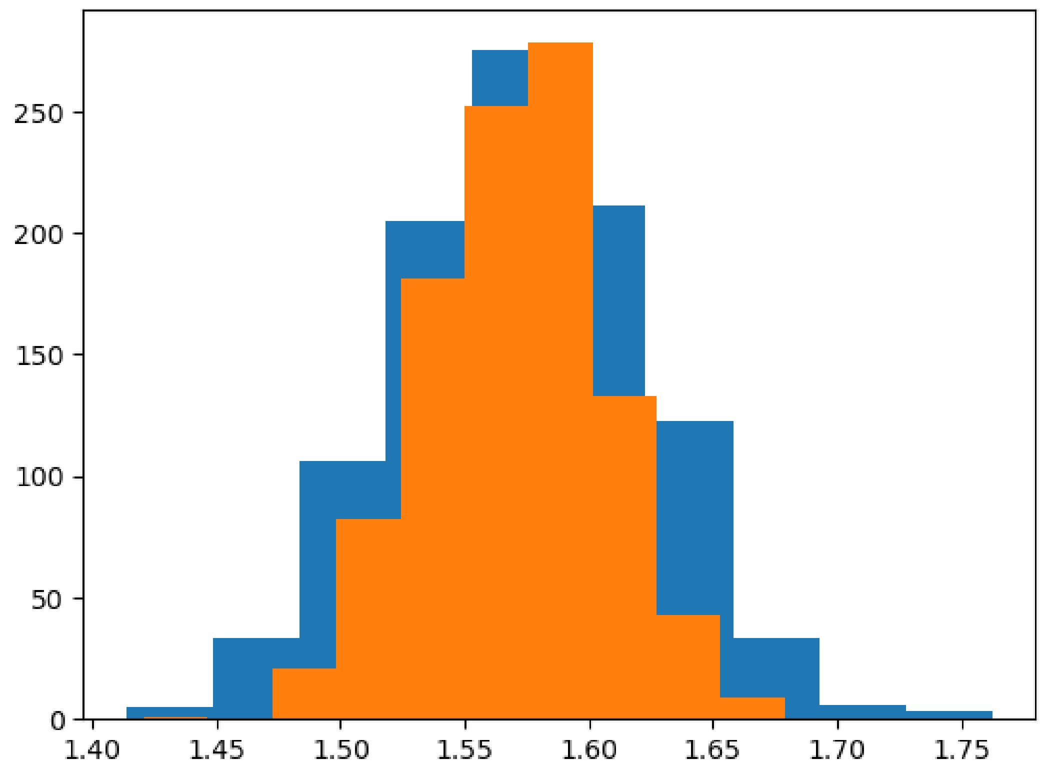
```
      1 def plot_3():
----> 2     x = np.linspace(INF_3, SUP_3, 100)
      3     y = np.sin(x) ** 2
      4     plt.title("$\sin(x)^2$")

NameError: name 'INF_3' is not defined
```

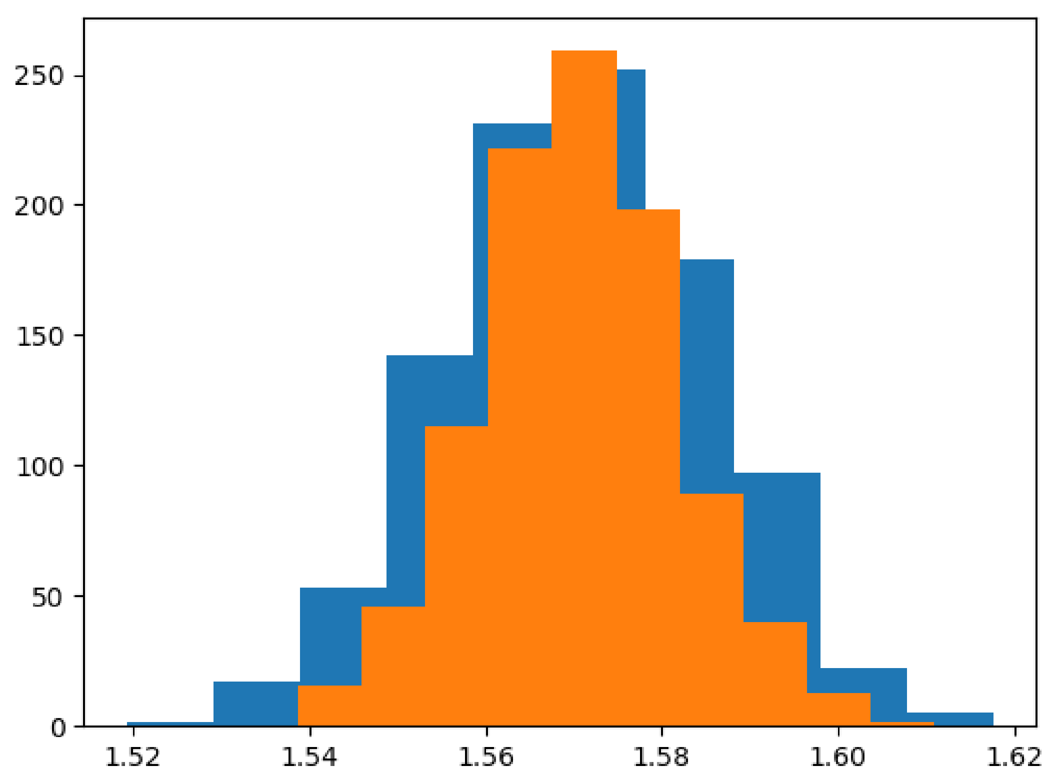
[19]:
```python
def funct_3(x: float) -> float:
    return np.sin(x) ** 2
```

[20]:
```python
INF_3 = 0
SUP_3 = np.pi
Y_MAX_3 = 1
```

[21]:
```python
plot_all(INF_3, SUP_3, funct_3, Y_MAX_3)
```




250
200
150
100
50
0
1.40
1.45
1.50
1.55
1.60
1.65
1.70
1.75


250
200
150
100
50
0
1.52
1.54
1.56
1.58
1.60
1.62

Em primeiro lugar, como esperado pelo Teorema do Limite Central, a distribuição dos valores gerados nos histogramas se aproxima de uma distribuição normal, com a média muito próxima do valor analítico. Além disso, em todos os casos, o método 2 apresentou um conjunto de resultados cujos valores possuem um desvio padrão menor do que os gerados pelo método 1, o que nos leva a inferir que ele teve um desempenho mais promissor na estimativa das integrais. Entretanto, devemos tentar entender o porque disso.

As funções testadas com o método 1, de amostragem de pontos abaixo da curva, possuem "uma camada de aleatoriedade maior" do que as testadas com o método 2, uma vez que devemos gerar pontos aleatórios, sendo que estes possuem coordenadas x e y. O método de Monte Carlo, utilizando o valor médio, seleciona aleatoriamente apenas o valor de x, tornando sua distribuição de valores menos incerta. Assim, o desvio padrão do segundo método se mostra menor.

[22]:
```
errors
```

[22]:
```
[0.0015677249758806549,
 0.0009826111835301431,
 0.0004635757963914854,
 0.0002922733406791611,
 0.0001499943657275166,
 9.216480972554887e-05,
 0.004714434472977643,
 0.0014894235160293897,
 0.0014567414321011102,
 0.0004880099506910618,
 0.0004889498623683209,
 0.0001453296957643017,
 0.005236237810315335,
 0.0034781707822360034,
 0.0015903333455009234,
 0.001117122408228595,
 0.00047340606680323775,
 0.0003554183152946734]
```

4.1 Erros

O cálculo dos erros estimativos seguiram o que era esperado: quanto maior o número de valores gerados para estimar a integral, menor será a diferença entre a estimativa e o valor analítico. É importante salientar que os erros foram calculados considerando que não há correlação entre os valores gerados, ou seja, assumimos que o gerador de números aleatórios é perfeito. Na prática esse pode não ser o caso, mas o gerador de números aleatório da biblioteca Numpy garante um alto nível de independência entre os números gerados.

5 Exercício 4

Neste exercício utilizaremos o método 2 de Monte Carlo para aproximar o valor de um integral em 9 dimensões

[23]:
```
def funct_4(x: list):
    return 1 / ((x[0] + x[1]) * x[2] + (x[3] + x[4]) * x[5] + (x[6] + x[7]) * x[8])
```

Criando função que generaliza a aplicação do método 2 (MonteCarlo) para esse caso

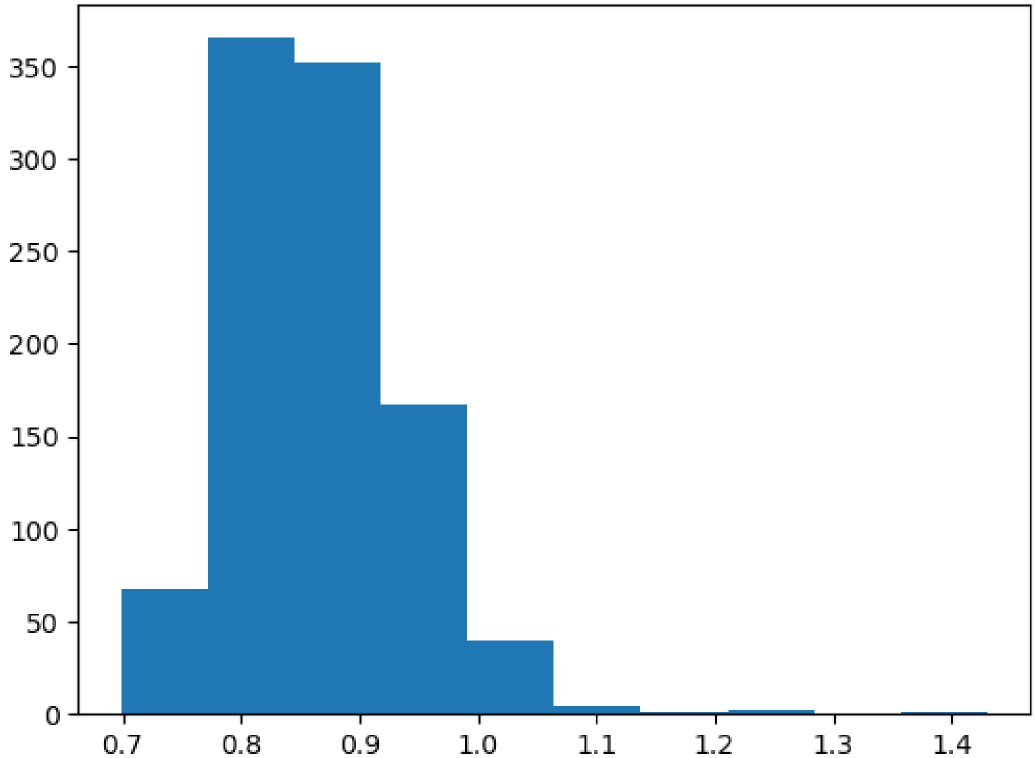
[24]:
```
def MonteCarlo_9d(N, funct: Callable):
    acumulador = 0
    for i in range(N):
        acumulador = acumulador + funct(np.random.uniform(0, 1, 9))
    return acumulador / N
```

Foram escolhidas 1000 iterações do algoritmo, uma vez que um número maior não melhorou a aproximação.

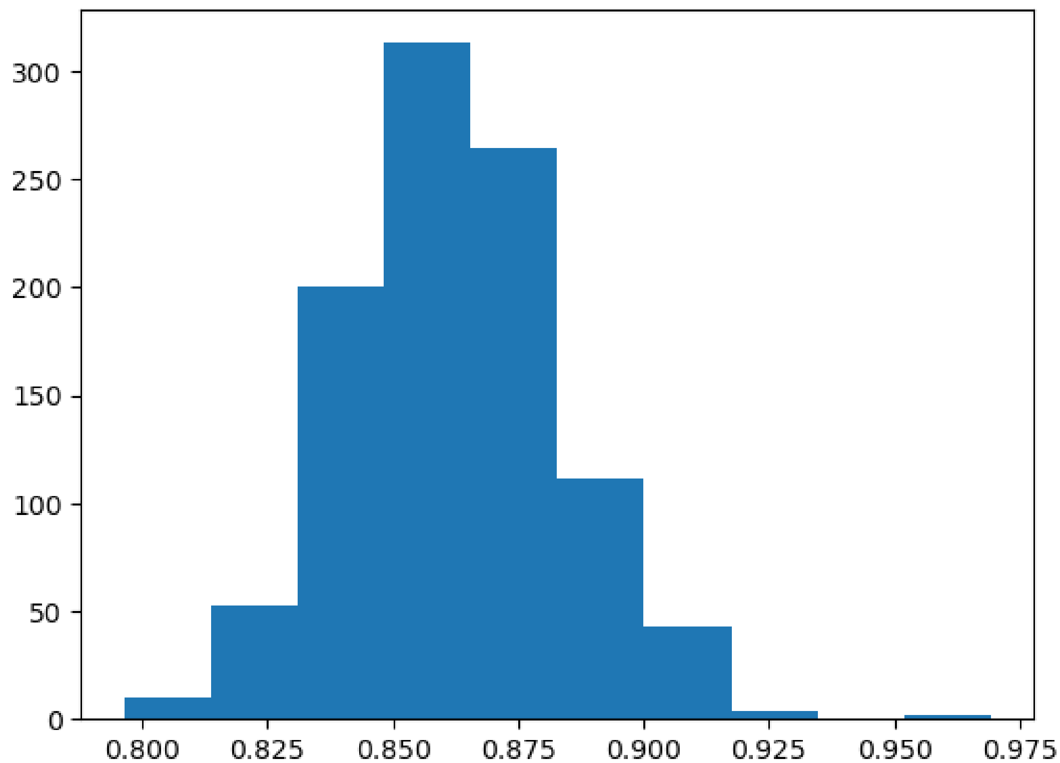
[25]:
```
ITERATIONS_4 = 1000
SIZES_4 = [10**2, 10**3, 10**4]
```

[26]:
```
def carlao(size: float):
    amostra = np.zeros(ITERATIONS_4)
    for i in range(ITERATIONS_4):
        amostra[i] = MonteCarlo_9d(size, funct_4)
    return amostra.mean(), amostra
```

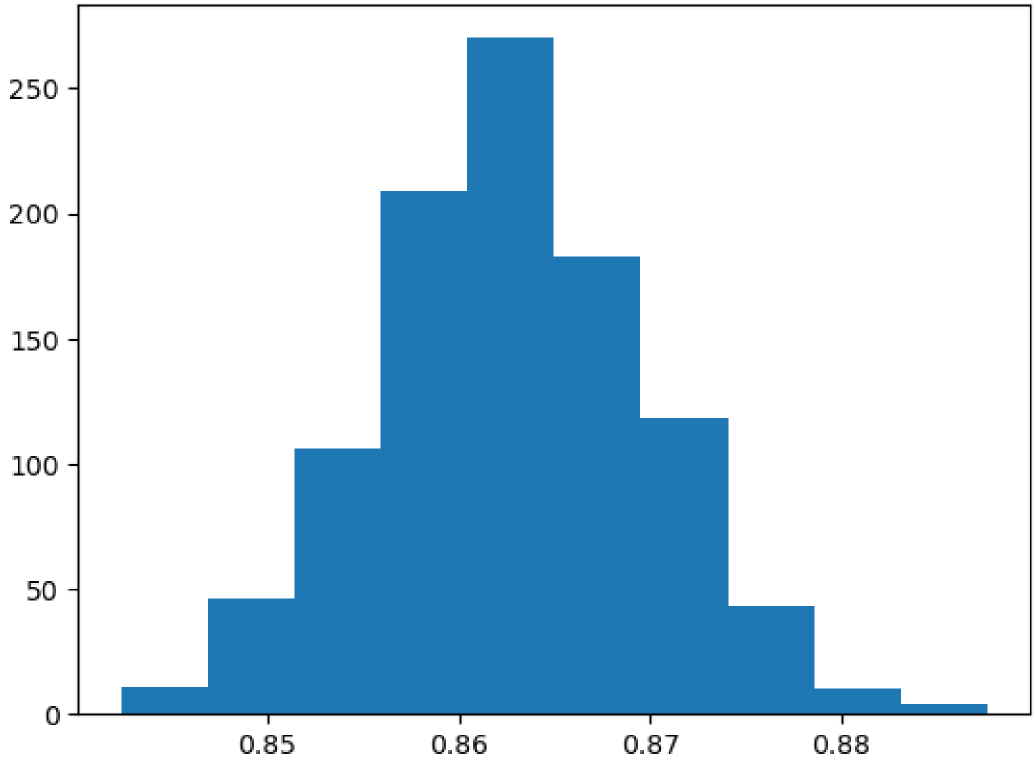
[27]:
```
for size in SIZES_4:
    media, amostra = carlao(size)
    plt.hist(amostra)
    plt.show()
    print(calculo_erro(amostra, media))
```




```
0.002288828979931293
```




```
0.0006813285800700027
```




```
0.00022482152256827277
```

O cálculo da integral da função de 9 variáveis se comportou como esperado, dado que com o aumento no tamanho da amostra para fazer essa aproximação, o desvio padrão diminuiu. Além disso, é possível notar que a aproximação utilizando o método 2 apresenta um desempenho melhor do que o esperado, dado que mesmo com o aumento de números aleatórios criados, o tempo de execução não aumentou tanto.