

몬테카를로 시뮬레이션을 이용한

자연상수 e (Napier's constant)값 추정

시뮬레이션(101) HW01

부경대학교 시스템경영공학부 산업경영공학전공

201730262 이상주

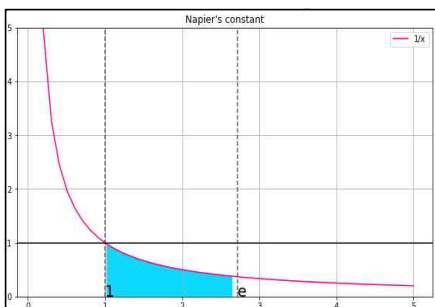
1. 결과요약

- 반복횟수: 10000번
- $\int_1^e \frac{1}{x} dx = 1$
- $e = 2.718281828...$
- $\hat{e} = 2.7198$

총반복횟수: 10000
자연상수 e 추정값: 2.7198

2. 서 론

몬테카를로 시뮬레이션을 이용해 자연상수 e 값을 추정하는 과정으로 자연상수 e 값(2.7182818...)을 모른다는 가정하에 자연상수 e 는 곡선 $y=1/x$ 와 x 축, $x=1$, $x=a$ 로 둘러싸인 영역의 넓이가 1이 되는 수 $a>1$ 를 자연상수 e 라는 정의를 이용한다.
<자료1> 적분 범위를 표시한 그래프



3. 개발환경 및 수리적 모형

3.1. 개발환경(SW 환경)

- 언어: Python3
- 개발환경: Jupyter, colab

3.2. 수리적 모형

$$\int_a^b \frac{1}{x} dx = C(b-a) \frac{n}{w} = 1$$

- $a = 1$
- $b = e$
- $c = y$ 의 최대값(1)
- $n = 1/x$ 곡선과 $1 \sim e$ 범위 안에 타점된 점의 수
- $w =$ 전체 타점된 점의 수(반복횟수)

4. 본 론

4.1. 초기 리스트 산출(e 값 후보 선정)

e 값을 만족하는 조건은 $\int_1^e \frac{1}{x} dx = 1$ 이다.

따라서 1.001부터 5미만의 수를 0.001 단위씩

늘려가면서 반복문을 이용해 해당 수 모두 각각의 정적분을 진행 하고 반올림을 하여 그 값이 1과 같다는 조건을 만족하는 수를 미리 만들었던 빈 리스트인 'check_ok' 리스트에 담는다. 이렇게 담긴 check_ok 리스트에는 1.648,...,4.599까지 담겨 있으며 이 리스트 값은 e 의 1차 후보가 된다.

<자료2> 초기 리스트 산출(1차 후보 선정)

```
1 #####
2 # Monte Carlo integration_초기 리스트 산출#
3 #####
4
5 import numpy as np
6 import math
7 from sympy import Integral, Symbol
8
9
10 check_list = np.arange(1, 5, 0.001)
11 x = Symbol('x')
12 f = 1/x
13
14 check_ok = []
15 for i in check_list:
16     integral_value = Integral(f, (x, (1, i))).doit()
17     if round(integral_value) == 1.0:
18         check_ok.append(i)
19
20 print(check_ok)
[1.6489999999999999, 1.6499999999999999, 1.6509999999999999]
```

4.2. 변수 및 기타 설정

<자료3> 변수 및 기타설정

```
1 #####
2 # Monte Carlo integration_변수 및 기타설정#
3 #####
4
5 import random as rd
6 import os
7
8
9 fun = lambda x:1/x
10 xA = 1. # x의 구간 시작
11 xB = 0. # x의 구간 끝
12 yA = 0. # f(x)의 최소값
13 yB = 1.0 # f(x)의 최대값보다 큰 임의의 값. 클수록
14
15 rd.seed(os.times())
16
17 #기타변수
18 it = 10000 #반복횟수
19 count = 0
20 optimal_sum_counted = 0
```

초기 핵심 변수로는 $1/x$ 를 함수로 구현, x 축의 x_A (시작값) 1, x_B (끝값)는 0으로 초기화 하고

$f(x)$ 의 최대값(y_B)을 1, 최소값(y_A)을 0으로 하는 변수를 선언한다. 기타 변수로는 반복횟수는 충분히 큰 10000으로 고정시키고 최적의 e 값을 구하는데 사용되는 optimal_sum_counted, count 변수를 0으로 초기화와 동시에 선언한다.

4.3. 몬테카를로 알고리즘 및 연산과정

<자료4> 몬테카를로 알고리즘 및 연산과정

```
1 #####
2 # Monte Carlo integration_연산#
3 #####
4
5 for xB in check_ok:
6     AREA = (xB-xA)*(yB-yA) # 구간으로 둘러싸인 영역의 넓이.
7     counted = 0
8
9     for i in range(it):
10         if fun(rd.uniform(xA, xB)) >= rd.uniform(yA, yB): counted+=1
11
12     monte_integral = AREA*(float(counted)/float(it))
13     if round(monte_integral, 3) == 1.0:
14         optimal_xB = round(xB, 4)
15         optimal_sum_counted += monte_integral
16         count +=1
17
```

4.1.에서 만들었던 check_ok 리스트 안의 값들은 반복문을 이용해 순차적으로 순회하면서 $\hat{e}(x_B)$ 에 대입 하여 구간을 둘러 싸고있는 영역의 넓이를 의미하는 변수인 AREA 값을 각각 구한다. 두 번째 루프는 반복횟수(10000)만큼 순회하면서 랜덤으로 뽑은 x_A 와 x_B 사이의 값을 함수에 대입한 값과 랜덤으로 뽑은 y_A 와 y_B 사이값을 비교한다. 즉, $y_0 \leq f(x_B)$ 의 조건을 만족한다면 미리 선언했던 counted 변수의 값에 1을 더해줌으로 함수와 범위 내의 타점의 개수를 기록한다.

$C(b-a)\frac{n}{w}$ 를 이용해 e 후보의 적분 값(면적)을 monte_integral 변수에 담아 그 값이 소수점 셋째자리까지 반올림 했을 때 1과 같다면 최종 후보로 인정하며 1개 이상의 최종 후보 값들의 함수와 범위 내 총 타점 값을 모두 더해 optimal_sum_counted 변수에 담고 총 몇 개의 최종 후보가 있는지 미리 선언했던 count 변수에 기록한다.

4.4. 결과 출력

위 선언 했던 `optimal_sum_counted` 변수와 `count` 변수를 이용해 최종 후보들의 평균 타점 값을 구해 \hat{e} 의 신뢰도를 높이고 `optimal_counted` 변수에 담는다.

$e = \frac{w}{n} + 1$ 을 이용해 최종 최적의 e 값을 의미하는

`euler` 변수에 값을 담아 출력한다.

<자료5> 결과 출력

```

1 #####
2 # Monte Carlo integration_결과 출력#
3 #####
4
5 optimal_counted = optimal_sum_counted / count
6 euler = (it/optimal_counted) + 1 # 자연상수 e 값 = (총반복횟수/함수 안의 총타점) + 1
7
8 print("총반복횟수:", it) # 총반복 횟수
9 print("자연상수 e 추정값:", round(euler, 4)) # 자연상수 e값 추정

```

총반복횟수: 10000
자연상수 e 추정값: 2.7198

5. 결 론

난수를 이용한 몬테카를로 시뮬레이션을 이용해 \hat{e} 값을 구한 결과 2.7189 값을 확인할 수 있었으며 이는

▪ $e = 2.71828... \cong \hat{e} = 2.7198$
라는 결과를 도출할 수 있다.

5.1. 추가 실행 후 도출 값

(1)

총반복횟수: 10000
자연상수 e 추정값: 2.7203

(2)

총반복횟수: 10000
자연상수 e 추정값: 2.7244

(3)

총반복횟수: 10000
자연상수 e 추정값: 2.7239

(4)

총반복횟수: 10000
자연상수 e 추정값: 2.7213

(5)

총반복횟수: 10000
자연상수 e 추정값: 2.7198

(6)

총반복횟수: 10000
자연상수 e 추정값: 2.7212

(7)

총반복횟수: 10000
자연상수 e 추정값: 2.7211