

数値計算

d7 補間と数値積分 5/31

チーム名：π息

36021334 坂内峻真

36021348 中村聡太

36021372 八木幹太

36021302 兼松颯太

A⁴⁺

課題

補間法

次の4点

```
maple
x y
0 1
1 2
2 3
3 1
```

を通る多項式を逆行列で求めよ。

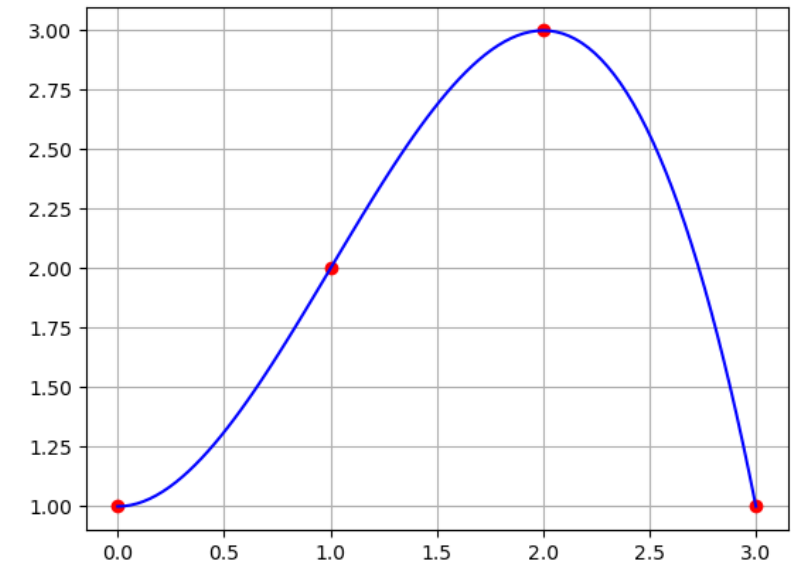
ラグランジュ補間式

```
In [12]: import numpy as np
from scipy import interpolate
import matplotlib.pyplot as plt

# もとの点
x = np.array([0,1,2,3])
y = np.array([1,2,3,1])
for i in range(0,4):
    plt.plot(x[i],y[i], 'o',color='r')

# Lagrange補間
f = interpolate.lagrange(x,y)
print(f)
x = np.linspace(0,3, 100)
y = f(x)
plt.plot(x, y, color = 'b')
```

```
plt.grid()
plt.show()
```

$$-0.5x^3 + 1.5x^2 + 2.776e-16x + 1$$


逆行列で求める

```
In [17]: from pprint import pprint

x = np.array([0,1,2,3])
y = np.array([1,2,3,1])
n=4
A=np.zeros((n,n))
b=np.zeros(n)
for i in range(0,n):
    for j in range(0, n):
        A[i,j]+=x[i]**j
        b[i]=y[i]
pprint(A)
pprint(b)

array([[ 1.,  0.,  0.,  0.],
       [ 1.,  1.,  1.,  1.],
       [ 1.,  2.,  4.,  8.],
       [ 1.,  3.,  9., 27.]])
array([1., 2., 3., 1.]])
```

```
In [18]: import scipy.linalg as linalg

inv_A = linalg.inv(A)
pprint(inv_A)
np.dot(inv_A,b)
```

```
array([[ 1.      , -0.      , 0.      , -0.      ],
       [-1.83333333, 3.      , -1.5     , 0.33333333],
       [ 1.      , -2.5     , 2.      , -0.5     ],
       [-0.16666667, 0.5    , -0.5    , 0.16666667]])
Out[18]: array([ 1., 0., 1.5, -0.5])
```

補間式と逆行列で求めたが、概ね同じ係数となった。結果、多項式は $F(x) = -0.5x^3 + 1.5x^2 + 1$ となる。

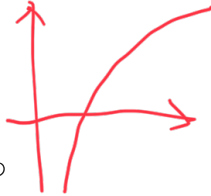
対数関数のニュートンの差分商補間

2を底とする対数関数(Mapleでは $\log[2](x)$)の $F(9.2) = 2.219203$ をニュートンの差分商補間を用いて求める。ニュートンの内挿公式は、

$$F(x) = F(x_0) + (x - x_0)f_1[x_0, x_1] + (x - x_0)(x - x_1)f_2[x_0, x_1, x_2] + \dots + \prod_{i=0}^{n-1} (x - x_i) f_n[x_0, x_1, \dots, x_n]$$

である。ここで $f_i[\]$ は次のような関数を意味していて、

$$\begin{aligned} f_1[x_0, x_1] &= \frac{y_1 - y_0}{x_1 - x_0} \\ f_2[x_0, x_1, x_2] &= \frac{f_1[x_1, x_2] - f_1[x_0, x_1]}{x_2 - x_0} \\ &\vdots \\ f_n[x_0, x_1, \dots, x_n] &= \frac{f_{n-1}[x_1, x_2, \dots, x_n] - f_{n-1}[x_0, x_1, \dots, x_{n-1}]}{x_n - x_0} \end{aligned}$$



差分商と呼ばれる。 $x_k = 8.0, 9.0, 10.0, 11.0$ をそれぞれ選ぶと、差分商補間のそれぞれの項は以下の通りとなる。

k	x_k	$y_k = F_0(x_k)$	$f_1[x_k, x_{k+1}]$	$f_2[x_k, x_{k+1}, x_{k+2}]$	$f_3[x_k, x_{k+1}, x_{k+2}, x_{k+3}]$
0	8.0	2.079442	0.117783		
1	9.0	2.197225	[XXX]		
2	10.0	2.302585	0.105360	-0.0050250	0.0003955000
3	11.0	2.397895	0.095310		

それぞれの項は、例えば、

$$f_2[x_1, x_2, x_3] = \frac{0.095310 - 0.105360}{11.0 - 9.0} = -0.0050250$$

で求められる。ニュートンの差分商の一次多項式の値は $x=9.2$ で

$$F(x) = F_0(8.0) + (x - x_0)f_1[x_1, x_0] = 2.079442 + 0.117783(9.2 - 8.0) = 2.220782$$

となる。

差分商補間の表中の開いている箇所[XXX]を埋めよ。

ニュートンの二次多項式

$$F(x) = F(x_0) + (x - x_0)f_1[x_0, x_1] + (x - x_0)(x - x_1)f_2[x_0, x_1, x_2]$$

の値を求めよ。

ニュートンの三次多項式の値を求めよ。

ただし、ここでは有効数字7桁程度はとるように。(E.クライツィグ著「数値解析」(培風館,2003), p.31, 例4改)

それぞれ定義して計算を行うと

```
In [6]: x_0=8.0
x_2=10.0
f1_01=0.117783
f1_12=0.105360
f2_012=(f1_12-f1_01)/(x_2-x_0)
print(f2_012)
```

-0.006211500000000002

XXXは

$$f_2[x_0, x_1, x_2] = \frac{0.105360 - 0.117783}{10.0 - 8.0} = -0.0062115$$

ニュートンの二次多項式、三次多項式も同様に定義して

```
In [9]: F_0=2.079442
x_1=9.0
x=9.2
F_a=F_0+(x-x_0)*(f1_01)+(x-x_0)*(x-x_1)*(f2_012)
print(F_a)
```

2.2192908399999998

二次多項式では

$$F(x) = F(x_0) + (x - x_0)f_1[x_0, x_1] + (x - x_0)(x - x_1)f_2[x_0, x_1, x_2] = 2.2192908$$

```
In [10]: f3_0123=0.0003955
F_b=F_0+(x-x_0)*(f1_01)+(x-x_0)*(x-x_1)*(f2_012)+(x-x_0)*(x-x_1)*(x-x_2)*(f3_0123)
print(F_b)
```

2.2192149039999998

三次多項式は

$$F(x) = F(x_0) + (x - x_0)f_1[x_0, x_1] + (x - x_0)(x - x_1)f_2[x_0, x_1, x_2] + (x - x_0)(x - x_1)(x - x_2)f_3[x_0, x_1, x_2, x_3] = 2.2192149$$

となった。

二次多項式と三次多項式では5桁目あたりから違いが見られる。

数値積分(I)

次の関数

$$f(x) = \frac{4}{1+x^2}$$

を $x = 0..1$ で数値積分する.

1. N を 2, 4, 8, ... 256 ととり, N 個の等間隔な区間にわけて中点法と台形則で求めよ. (15)
2. 小数点以下10桁まで求めた値 3.141592654 との差を dX とする. dX と分割数 N とを両対数プロット (loglogplot) して比較せよ (10) (2008年度期末試験)

中点法

In [21]: %matplotlib inline

```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

def func(x):
    return 4.0/(1.0+x**2)

def mid(N):
    x0, xn = 0.0, 1.0

    h = (xn-x0)/N
    S = 0.0
    for i in range(0, N):
        xi = x0 + (i+0.5)*h
        dS = h * func(xi)
        S = S + dS
    return S

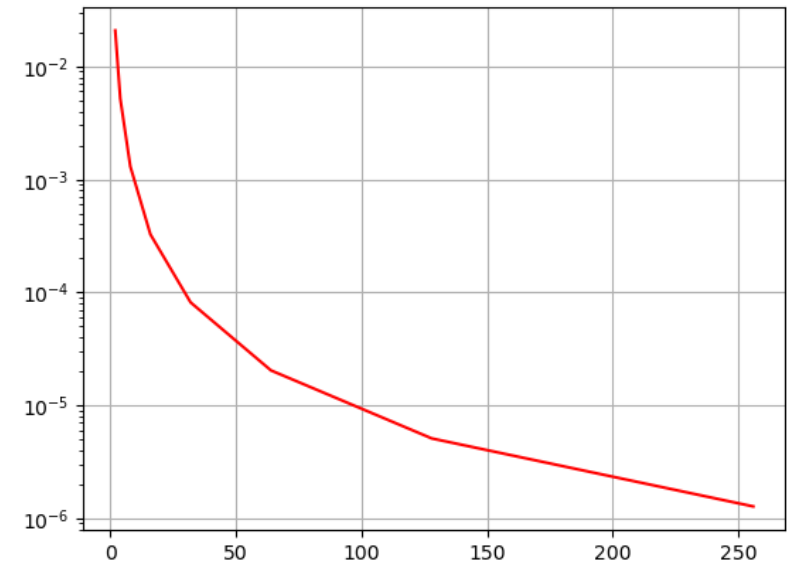
xm, ym = [], []
for i in range(1,9):
    xm.append(2**i)
    ym.append(abs(mid(2**i)-np.pi))

print("N=", 2**i)
print("value:", mid(2**i), " error:", abs(mid(2**i)-np.pi))
```

```
N= 2
value: 3.1623529411764704 error: 0.02076028758667725
N= 4
value: 3.1468005183939427 error: 0.005207864804149587
N= 8
value: 3.142894729591689 error: 0.0013020760018958022
N= 16
value: 3.14191817430856 error: 0.0003255207187669029
N= 32
value: 3.1416740337963374 error: 8.138020654424594e-05
N= 64
value: 3.1416129986418473 error: 2.0345052054171475e-05
N= 128
value: 3.1415977398528145 error: 5.086263021425452e-06
N= 256
value: 3.1415939251555467 error: 1.2715657535800062e-06
```

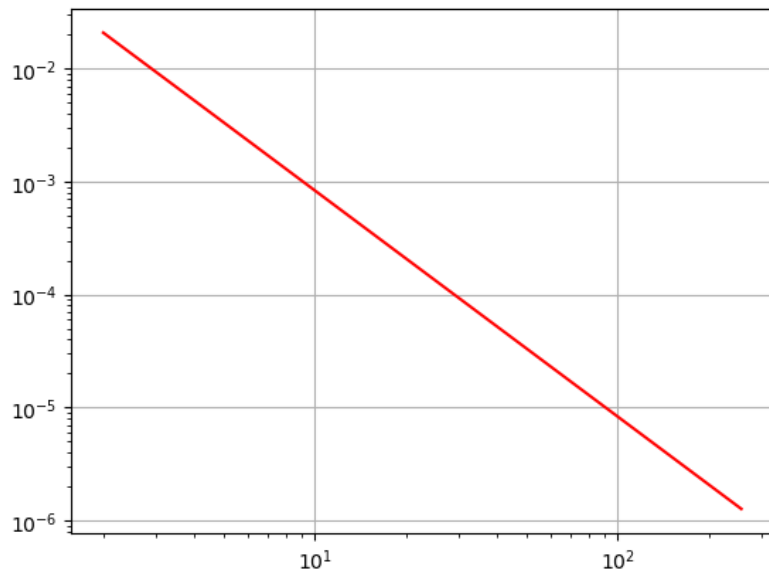
```
In [22]: plt.plot(xm, ym, color = 'r')
plt.yscale('log')

plt.grid()
plt.show()
```



```
In [23]: plt.plot(xm, ym, color = 'r')
plt.yscale('log')
plt.xscale('log')

plt.grid()
plt.show()
```



台形則

```
In [24]: %matplotlib inline
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

def func(x):
    return 4.0/(1.0+x**2)

def tra(N):
    x0, xn = 0.0, 1.0

    h = (xn-x0)/N
    S = func(x0)/2.0
    for i in range(1, N):
        xi = x0 + i*h
        dS = func(xi)
        S = S + dS
    S = S + func(xn)/2.0
    return h*S

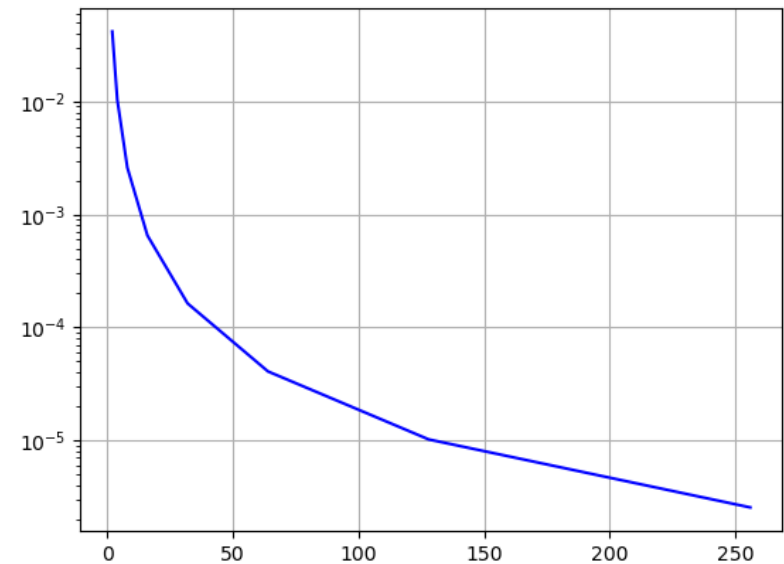
xt, yt = [], []
for i in range(1, 9):
    xt.append(2**i)
    yt.append(abs(tra(2**i)-np.pi))

print("N=", 2**i)
print("value:", tra(2**i), " error:", abs(tra(2**i)-np.pi))
```

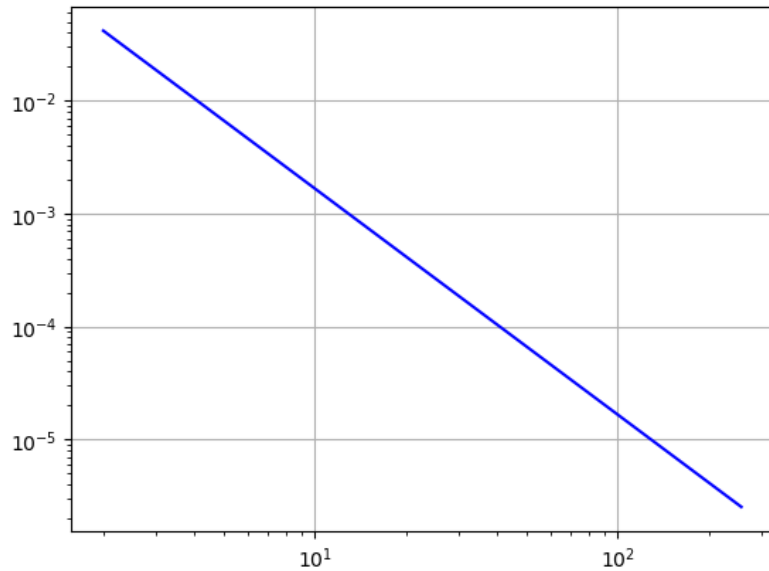
```
N= 2
value: 3.1 error: 0.04159265358979303
N= 4
value: 3.1311764705882354 error: 0.010416183001557666
N= 8
value: 3.138988494491089 error: 0.0026041590987042618
N= 16
value: 3.140941612041389 error: 0.0006510415484042298
N= 32
value: 3.141429893174975 error: 0.00016276041481821935
N= 64
value: 3.141551963485654 error: 4.0690104138985106e-05
N= 128
value: 3.141582481063752 error: 1.0172526041074548e-05
N= 256
value: 3.1415901104582815 error: 2.5431315116009046e-06
```

```
In [25]: plt.plot(xt, yt, color = 'b')
plt.yscale('log')

plt.grid()
plt.show()
```

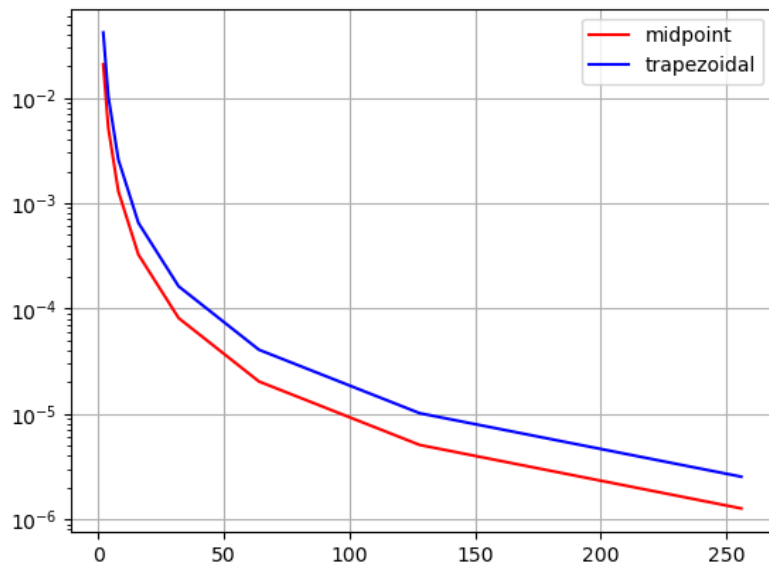


```
In [26]: plt.plot(xt, yt, color = 'b')
plt.yscale('log')
plt.xscale('log')
plt.grid()
plt.show()
```



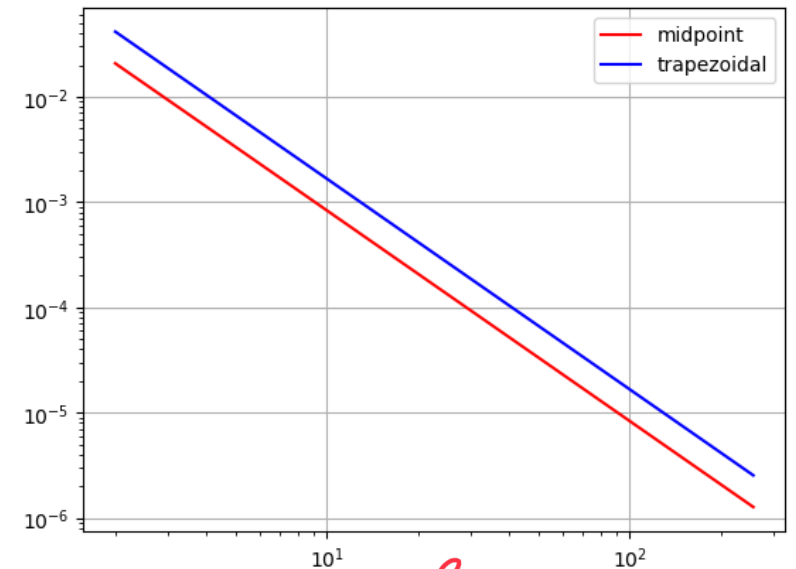
これらを比較すると

```
In [27]: plt.plot(xm, ym, color='r', label="midpoint")
plt.plot(xt, yt, color='b', label="trapezoidal")
plt.yscale('log')
plt.legend()
plt.grid()
plt.show()
```



```
In [28]: plt.plot(xm, ym, color='r', label="midpoint")
plt.plot(xt, yt, color='b', label="trapezoidal")
plt.yscale('log')
plt.xscale('log')
plt.legend()
plt.grid()
plt.show()
```

log
→
比較



結果から中点法の方が台形則よりも誤差が小さいことがわかる。数値を見ても中点法の誤差は台形則の誤差の1/2程度で、中点法の精度が高いことがわかる。ただ指数的に誤差に違いが出るほどではなく、ほとんど並行な傾きをとっている。

台形則は曲線を台形で近似し、中点法は曲線を直線で近似することで誤差が生まれる。曲線が滑らかであれば直線で近似する中点法が有利であり、今回も誤差が台形則よりも小さくなったが、関数の変化が激しいところや不連続なところでは直線での近似が難しいため、台形則を用いた方がよい場合も考えられる。

追加：シンプソン則との比較

```
In [35]: %matplotlib inline
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

def func(x):
    return 4.0/(1.0+x**2)

def sim(N):
    x0, xn = 0.0, 1.0
    M = int(N/2)
    h = (xn-x0)/N
    Seven, Sodd = 0.0, 0.0
    for i in range(1, 2*M, 2):
```

普通
|S_偶|
|S_奇|
N
この誤差は
この方が
わかる...

```

xi = x0 + i*h
Sodd += func(xi)
for i in range(2, 2*M, 2):
    xi = x0 + i*h
    Seven += func(xi)

return h*(func(x0)+4*Sodd+2*Seven+func(xn))/3

xs, ys = [], []
for i in range(1, 9):
    N = 2**i
    xs.append(N)
    ys.append(abs(sim(N)-np.pi))

print("N=", N)
print("value:", sim(N), " error:", abs(sim(N)-np.pi))

```

```

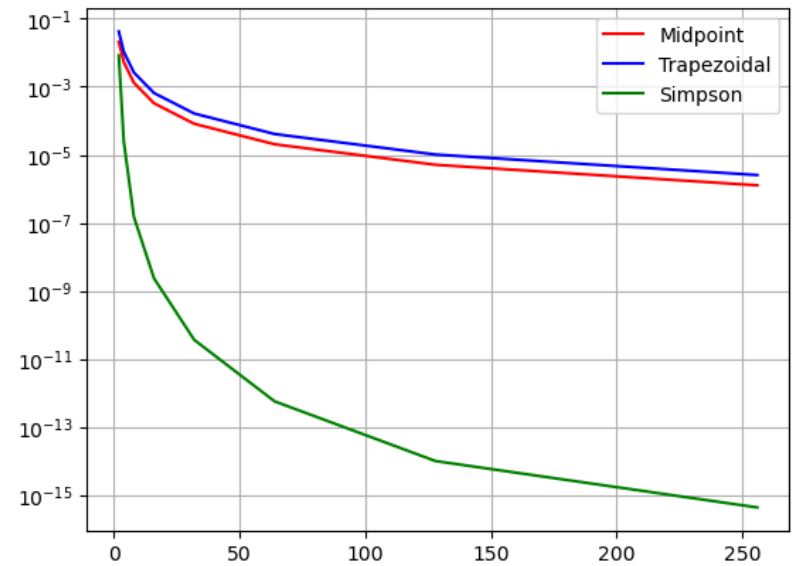
N= 2
value: 3.1333333333333333 error: 0.008259320256459812
N= 4
value: 3.14156862745098 error: 2.4026138813137976e-05
N= 8
value: 3.141592502458707 error: 1.5113108631226169e-07
N= 16
value: 3.1415926512248222 error: 2.3649708857931273e-09
N= 32
value: 3.1415926535528365 error: 3.695665995451236e-11
N= 64
value: 3.1415926535892162 error: 5.768718835952313e-13
N= 128
value: 3.141592653589783 error: 1.021405182655144e-14
N= 256
value: 3.1415926535897936 error: 4.440892098500626e-16

```

```

In [30]: plt.plot(xm, ym, color = 'r',label="Midpoint")
plt.plot(xt, yt, color = 'b',label="Trapezoidal")
plt.plot(xs, ys, color = 'g',label="Simpson")
plt.yscale('log')
plt.legend()
plt.grid()
plt.show()

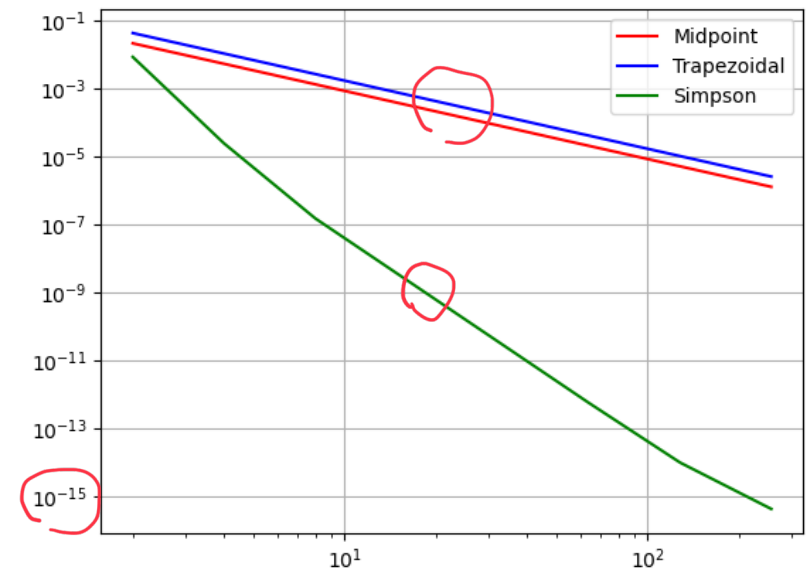
```



```

In [32]: plt.plot(xm, ym, color = 'r',label="Midpoint")
plt.plot(xt, yt, color = 'b',label="Trapezoidal")
plt.plot(xs, ys, color = 'g',label="Simpson")
plt.yscale('log')
plt.xscale('log')
plt.legend()
plt.grid()
plt.show()

```



結果からシンプソン則は台形則や中点法よりも誤差が小さく、かなり精度が高いことが窺える。両対数でプロットしているグラフを見ても、台形則と中点法の傾きがほとんど並行にあるのに対して、シンプソン則では傾きが違っていることがわかるほどである。シンプソン則は二次関数で近似をおこなっているため、中点法と同じく不連続なものや関数の値が大きく変化するものに対しては扱いづらいが、スムーズな関数であれば中点法よりも高い精度を得ることができると考えられる。

正確さ