

ព្រះរាជាណាចក្រកម្ពុជា

ជាតិ សាសនា ព្រះមហាក្សត្រ



វិទ្យាស្ថានបច្ចេកវិទ្យាកម្ពុជា

ដេប៉ាតឺម៉ង់ថ្នាក់ឆ្នាំសិក្សាមូលដ្ឋាន

របាយការណ៍ពិសោធន៍ ប៉ោលទោល

ក្រុម I1-03

ឈ្មោះនិស្សិត

1. ជា ហាក់យ៉ែប៊ី
2. ជា ហេងលី
3. ជា កាប់ត្រីស៊ីយោ
4. ជា លីម៉េង
5. ជា លីហាក់

លេខសម្គាល់ខ្លួននិស្សិត

e20240472
e20240386
e20241096
e20240522
e20241231

ពន្ធ

.....
.....
.....
.....
.....

ឈ្មោះគ្រូ ៖ ស៊ុន សុផត្ថិ

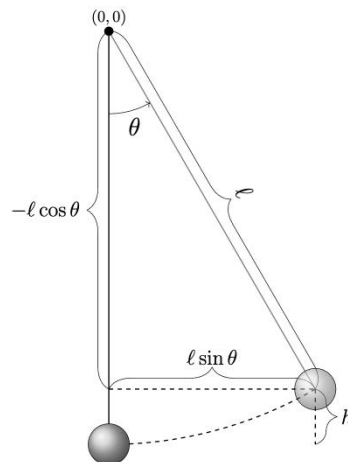
ឆ្នាំសិក្សា ២០២៤ - ២០២៥

បតិកា

| | | |
|------|---|----|
| I. | សេចក្តីផ្តើម | 1 |
| II. | ការវិភាគទិន្នន័យ | |
| 1. | ការកែច្នៃទិន្នន័យ | 2 |
| 2. | Linear Regression | 4 |
| 3. | Standard Error σ_a | 8 |
| 4. | Standard Error of the Mean Δa_{ale} | 10 |
| 5. | Uncertainty of g Δa_{ale} | 11 |
| 6. | Determine g | 12 |
| 7. | Accuracy and Precision | 12 |
| III. | សេចក្តីសន្និដ្ឋាន | 13 |

I. សេចក្តីផ្តើម

នៅក្នុងការពិសោធន៍នេះ យើងកំណត់តម្លៃសំទុះទំនាញផែនដី g ដោយពិសោធន៍។ យើងប្រើសមីការដូចខាងក្រោម ៖



$$T = 2\pi\sqrt{\frac{L}{g}}$$

ដោយ

- T គឺជាខួបរំយោល
- L គឺជារង្វាស់ខ្សែនៃរំយោល
- g គឺជាសំទុះទំនាញផែនដី

គោលបំណងនៃពិសោធន៍

ដើម្បីកំណត់ការបង្កើនល្បឿនដោយសារទំនាញ (g) ដោយវាស់ខួបនៃរំយោលនិង វិភាគ T^2 L ។

សម្ភារៈប្រើប្រាស់

- ប៉ោលមួយដែលចងជាប់ទៅនឹងខ្សែ
- ខ្សែរង្វាស់ (ឬវត្ថុវាស់ប្រវែងស្មើគ្នាទៀត)
- នាឡិកា (ឬវត្ថុកំណត់ពេលវេលាស្មើគ្នាទៀត)
- ប្រត្រាក់ទ័រ (ឬវត្ថុរង្វាស់មុំស្មើគ្នាទៀត)

II. ការវិភាគទិន្នន័យ

1. ការកែច្នៃទិន្នន័យ

| L_1 (m) | t_10 | t_10 | t_10 | t_10 | t_10 | t_10 | t_avg | t_0 | t_0^2 |
|---------|--------|-------|-------|-------|-------|---------|---------|---------|------------|
| 0.6 | 15.03 | 15.43 | 15.45 | 15.23 | 15.56 | 15.34 | 15.34 | 1.534 | 2.353156 |
| 0.7 | 15.65 | 15.89 | 15.7 | 16.57 | 16.91 | 16.144 | 16.144 | 1.6144 | 2.60628736 |
| 0.8 | 16.889 | 17.99 | 17.7 | 17.15 | 17.77 | 17.4998 | 17.4998 | 1.74998 | 3.06243 |
| 0.9 | 18.99 | 19.01 | 18.78 | 18.86 | 19.11 | 18.95 | 18.95 | 1.895 | 3.591025 |
| 1 | 19.54 | 20.11 | 19.43 | 19.67 | 19.99 | 19.748 | 19.748 | 1.9748 | 3.89983504 |
| 1.1 | 21.03 | 21.13 | 20.93 | 20.85 | 20.78 | 20.944 | 20.944 | 2.0944 | 4.38651136 |
| 1.2 | 22.01 | 22 | 22.16 | 22.09 | 22.08 | 22.068 | 22.068 | 2.2068 | 4.86996624 |

- ការដាក់ទិន្នន័យចូលក្នុង File ដើម្បីបំប្លែង

```
import pandas as pd

# Importing CSV under data
data = pd.read_csv("./pendulum.csv")
```

[27] ✓ 1.9s Python

- ទាញទិន្នន័យ

```
# Table 1.0 : Data Table
table_1 = data.iloc[:7]

print(table_1)
```

[28] ✓ 0.7s Open 'table_1' in Data Wrangler Python

| ... | L_1 (m) | t_10 | t_10.1 | t_10.2 | t_10.3 | t_10.4 | t_avg | t_0 | |
|-----|---------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|---|
| 0 | 0.6 | 15.03 | 15.43 | 15.45 | 15.23 | 15.56 | 15.3400 | 1.53400 | 2 |
| 1 | 0.7 | 15.65 | 15.89 | 15.70 | 16.57 | 16.91 | 16.1440 | 1.61440 | 2 |
| 2 | 0.8 | 16.889 | 17.99 | 17.70 | 17.15 | 17.77 | 17.4998 | 1.74998 | 3 |
| 3 | 0.9 | 18.99 | 19.01 | 18.78 | 18.86 | 19.11 | 18.9500 | 1.89500 | 3 |
| 4 | 1 | 19.54 | 20.11 | 19.43 | 19.67 | 19.99 | 19.7480 | 1.97480 | 3 |
| 5 | 1.1 | 21.03 | 21.13 | 20.93 | 20.85 | 20.78 | 20.9440 | 2.09440 | 4 |
| 6 | 1.2 | 22.01 | 22.00 | 22.16 | 22.09 | 22.08 | 22.0680 | 2.20680 | 4 |

2024-2025

- ស្រង់ទិន្នន័យដើម្បីសង្ខេប

```
# Table 2.0 : String length vs. Periodicity Squared
table_2 = data[["L_1 (m)", "t_0^2"]][:7]

print(table_2)
```

[29] ✓ 0.4s Open 'table_2' in Data Wrangler Python

```
...   L_1 (m)    t_0^2
0      0.6    2.353156
1      0.7    2.606287
2      0.8    3.062430
3      0.9    3.591025
4       1    3.899835
5     1.1    4.386511
6     1.2    4.869966
```

| L_1 (m) | t_0^2 |
|---------|------------|
| 0.6 | 2.353156 |
| 0.7 | 2.60628736 |
| 0.8 | 3.06243 |
| 0.9 | 3.591025 |
| 1 | 3.89983504 |
| 1.1 | 4.38651136 |
| 1.2 | 4.86996624 |

- សង្ខេប

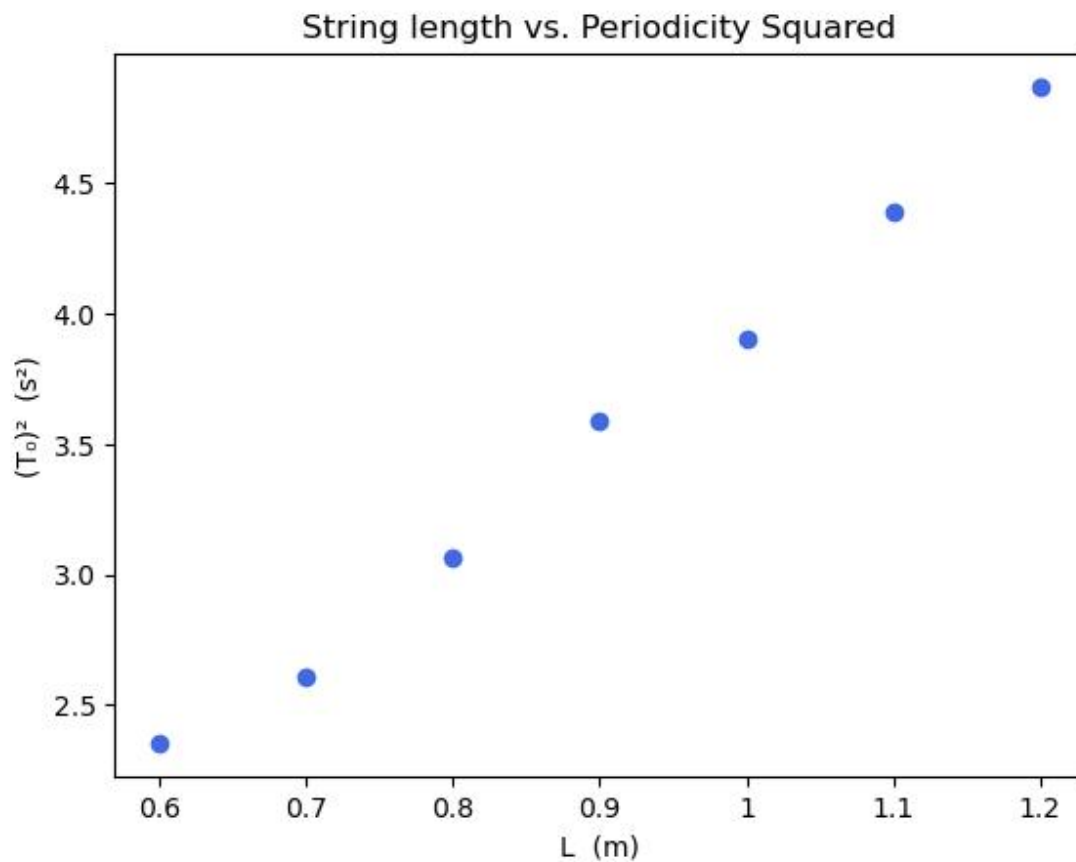
```
import matplotlib.pyplot as plt

# Plotting a scatter table with Table_2 with proper column names
plt.scatter(table_2.iloc[:, 0],
            table_2.iloc[:, 1],
            marker="o",
            linestyle="-",
            color="royalblue")

# Adding labels and title
plt.xlabel('L (m)')
plt.ylabel('(T0)2 (s2)')
plt.title('String length vs. Periodicity Squared')

# Show the graph
plt.show()
```

[30] ✓ 2.7s Python



2. Linear Regression

យើងអាចប្រើប្រាស់វិធីសាស្ត្រតំរូវតំរង់លីនេអ៊ែរមូលដ្ឋាន ដើម្បីរកបន្ទាត់ដែលសមស្របបំផុតចំពោះចំណុចទាំងអស់។

និយមន័យនៃ Trend line

សមីការបន្ទាត់គឺ

$$y = ax + b$$

ដែល

- y គឺជាអថេរពឹងផ្អែក (អថេរដែលយើងកំពុងព្យាយាមព្យាករណ៍ ឬពន្យល់) ។
- x គឺជាអថេរឯករាជ្យ (អថេរដែលយើងអាចគ្រប់គ្រង ឬវាស់វែងបាន) ។
- a គឺជាមេគុណប្រាប់ទិស ។

2024-2025

- b គឺជាចំណុចប្រសព្វអ័ក្ស y តម្លៃនៃ y នៅពេលដែល $x=0$ ។

ស្របទៅតាមរូបមន្តរបស់យើងនោះ យើងអាចគណនាដាច់រាល់អថេរក្នុងសមីការខាងលើ។

$$T = 2\pi\sqrt{\frac{L}{g}} \Rightarrow T_0^2 = \frac{4\pi^2}{g}L$$

ក្នុងតម្រង់ $y = ax + b$ នេះយើងតាង

- $y = T_0^2$
- $a = \frac{4\pi^2}{g}$
- $x = L$
- $b = 0$

តាមវិធីសាស្ត្រវិភាគទិន្នន័យដោយប្រើផែប័ន [Python] យើងអាចកំណត់មេគុណប្រាប់ទិស និង លេខថេរ បានដោយងាយៗ។ យើងប្រើ `np.polyfit(x, y, 1)`។ នៅក្នុង Excel, យើងប្រើ `=SLOPE(x-range, y-range)`។

```
[6] # Defining the trend_line
    trend_line = slope * x + intercept
    ✓ 0.0s Python
```

```
import numpy as np
import pandas as pd

# Define x,y
x = table_2.iloc[:,0]
y = table_2.iloc[:,1]

# Convert columns to numeric
x = pd.to_numeric(x, errors="coerce")
y = pd.to_numeric(y, errors="coerce")

# slope (a) and intercept (b)
slope, intercept = np.polyfit(x,y,1)

print(f"Slope: {slope}")
print(f"Intercept: {intercept}")
```

✓ 0.0s

Python

Slope: 4.267244199999998
Intercept: -0.30206106571428193

ផែន:

$$a = 4.267$$

$$b = -0.302$$

Graphing

```
# Creating the scatter plot
plt.scatter(x, y,
            color='royalblue',
            marker='o',
            label='Data Points')

# Plotting the line of best fit
plt.plot(x, trend_line,
         color="crimson",
         linestyle="--",
         label="Trend Line")

# Adding the equation of the line of best fit
equation = f"y = ({slope:.2f}...)x + ({intercept:.2f}...)"
plt.text(x.iloc[0] + 0.05,
         trend_line.iloc[0] + 0.05,
         equation,
         fontsize=12,
         color="crimson")

# Adding labels and title
plt.xlabel('L (m)')
plt.ylabel('(T0)2 (s2)')
plt.title('String length vs. Periodicity Squared')

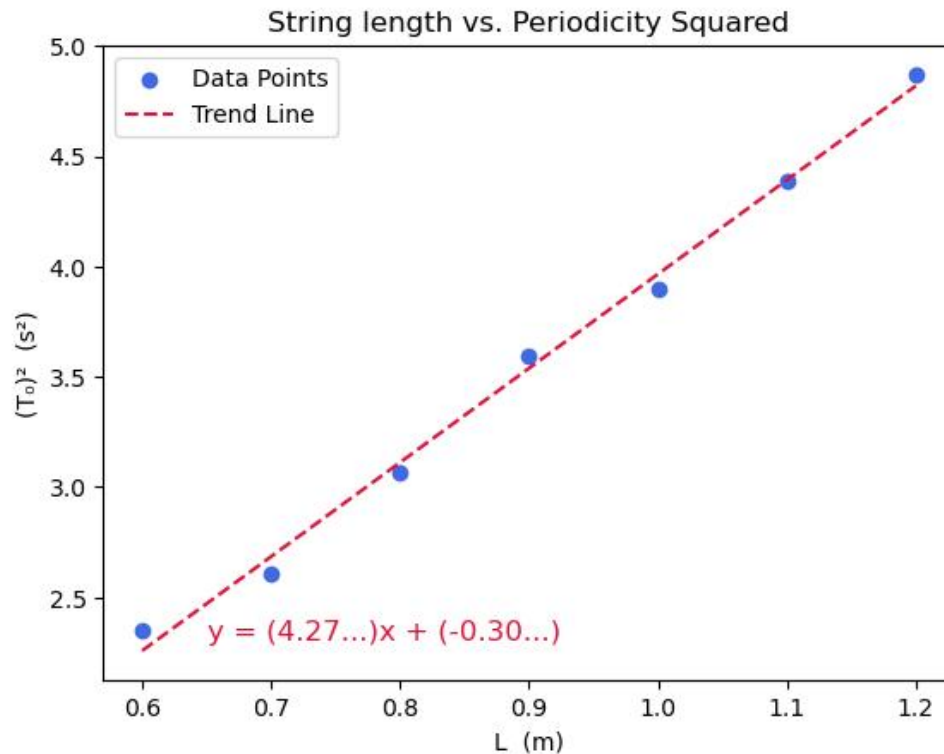
# Show the legend
plt.legend()

# Show the graph
plt.show()
```

[7]

✓ 0.2s

Python



Coefficient of determination R^2

នៅក្នុងស្ថិតិ មេគុណកំណត់វាស់វែងថា តើគំរូតំរូវតែងសមនឹងទិន្នន័យបានល្អប៉ុណ្ណា។ វាបង្ហាញពី សមាមាត្រនៃភាពប្រែប្រួលនៅក្នុងអថេរដែលត្រូវពិនិត្យ ដែលអាចព្យាករណ៍បានពីអថេរប្រែប្រួល (ឬច្រើន) ។

អត្ថន័យ

- $R^2 = 1$: សមល្មតិកខ្លោះ (គំរូពន្យល់ពីភាពប្រែប្រួលទាំងអស់នៅក្នុងទិន្នន័យ) ។
- $R^2 = 0$: មិនសម (គំរូមិនពន្យល់ពីភាពប្រែប្រួលណាមួយនៅក្នុងទិន្នន័យទេ) ។

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_{\text{observed}} - y_{\text{predicted}})^2}{\sum (y_{\text{observed}} - \bar{y})^2}$$

ដោយ

- y_{observed} គឺជាតម្លៃពិតប្រាកដនៃទិន្នន័យ ។

2024-2025

- $y_{\text{predicted}}$ គឺជាតម្លៃដែលបានព្យាករណ៍ដោយបន្ទាត់ដែលសមស្របបំផុត ។
- \bar{y} គឺជាមធ្យមនៃទិន្នន័យដែលបានសង្កេតឃើញ ។

យើងនឹងគណនាតម្លៃនេះ ដោយប្រើ NumPy ។

ក្នុង Excel យើងប្រើ `=CORREL(X-range, Y-range)^2` ។

```
# numerator
residual_sum = np.sum(
    (y - trend_line)**2
)

# denominator
square_sum = np.sum(
    (y - np.mean(y))**2
)

# calculating R^2
r_squared = 1 - (residual_sum / square_sum)

print(f"R^2 = {r_squared}")
```

[21] ✓ 0.0s

Python

... R^2 = 0.99466899273353

នោះ:

$$R^2 = 99.467\%$$

ដោយសារតែ $R^2 = 99.46\%$ ទិន្នន័យរបស់យើងមានកំហុសតិចតួចណាស់ ដោយមានភាពប្រែប្រួលតិចតួចណាស់នៅក្នុងទិន្នន័យ ។

3. Standard Error σ_a

- σ_a តូច (ជិត 0): ជម្រាលដែលបានប៉ាន់ស្មានគឺត្រឹមត្រូវ ហើយតំណាងឱ្យជម្រាលពិតប្រាកដយ៉ាងជិតស្និទ្ធ ។ ការប៉ាន់ស្មានគឺអាចទុកចិត្តបាន ។
- σ_a ធំ: ជម្រាលដែលបានប៉ាន់ស្មានមានភាពមិនប្រាកដប្រជាច្រើនជាង ហើយប្រហែលជាមិនតំណាងឱ្យជម្រាលពិតប្រាកដបានល្អទេ ។ ការប៉ាន់ស្មានគឺមិនសូវអាចទុកចិត្តបាន

2024-2025

១៩ ។

- ទំហំដែលទាក់ទង: ប្រសិនបើ σ_a តូចជាងជម្រាលខ្លាំង ការប៉ាន់ស្មានត្រូវបានចាត់ទុកថា ត្រឹមត្រូវជាង។ ប្រសិនបើ σ_a ធំទាក់ទងនឹងជម្រាល ការប៉ាន់ស្មានគឺមិនសូវអាចទុកចិត្តបានទេ។

$$\sigma_a = a \sqrt{\frac{1 - R^2}{R^2(N - 2)}}$$

ដោយ

- កំហុសស្តង់ដារនៃការតំរូវ (ឬការប៉ាន់ស្មានជម្រាល)

$$a = 4.267 \dots$$

- មេគុណកំណត់ (ដែលវាស់វែងភាពល្អនៃការសម)

$$R^2 = 0.994 \dots$$

- ទំហំគំរូ (ចំនួនចំណុចទិន្នន័យ)

$$N = 7$$

```

N = 7

# Calculating a_a
sigma_a = slope * np.sqrt((1 - r_squared) / (r_squared * (N - 2)))

print(f"sigma_a = {sigma_a}")

```

[] ⓘ Python

... sigma_a = 0.13971011238675576

$$\sigma_a = 0.139 \dots$$

ដូច្នេះ ជម្រាលរបស់យើងតំណាងឱ្យជម្រាលពិតប្រាកដយ៉ាងជិតស្និទ្ធ ។

4. Standard Error of the Mean Δa_{ale}

Δa_{ale} នេះគឺជាភាពមិនប្រាកដប្រជាដោយសារការប្រែប្រួលចៃដន្យក្នុងការវាស់វែង — ត្រូវបានគេស្គាល់ផងដែរថាជាភាពមិនប្រាកដប្រជាអាទេហាតូរិក (ចៃដន្យ) ។

$$\Delta a_{ale} = \frac{\sigma_a}{\sqrt{N}}$$

ដោយ

- នេះគឺជាគម្លាតស្តង់ដារនៃការវាស់វែង — វាប្រាប់ថា តើចំណុចទិន្នន័យមានទំនោរខុសគ្នាពីមធ្យមប៉ុណ្ណា

$$\sigma_a = 0.139 \dots$$

- ចំនួនដងនៃការវាស់ ឬចំណុចទិន្នន័យ ។

$$N = 7$$

```
# Calculate a_ale  
  
ale_a = sigma_a / np.sqrt(N)  
print(f"ale_a = {ale_a}")  
[36] ✓ 0.0s Python  
... ale_a = 0.052805459002320046
```

$$\Delta a_{ale} = 0.0528$$

ដូច្នេះ កំហុសចៃដន្យមានឥទ្ធិពលតិចតួចបំផុតលើការវាស់វែងរបស់យើង ។ នេះបង្ហាញពី ភាពជាក់លាក់ខ្ពស់ នៅក្នុងទិន្នន័យ ។

5. Uncertainty of g Δa_{ale}

- Δg តូច : បង្ហាញថាភាពមិនប្រាកដប្រជានៅក្នុង g (ល្បឿនបង្កើនដោយសារទំនាញផែនដី) គឺទាបខ្លាំង មានន័យថាការវាស់វែង g មានភាពជាក់លាក់ខ្ពស់។
- Δg ធំ : បង្ហាញពីភាពមិនប្រាកដប្រជាច្រើនជាងក្នុងការវាស់វែង g មានន័យថាទិន្នន័យមិនសូវអាចទុកចិត្តបាន ឬការវាស់វែងមានរឹមនៃកំហុសខ្ពស់ជាង។
- ទំនាក់ទំនងផ្ទាល់ជាមួយ Δa_{ale} : តម្លៃនៃ Δg ត្រូវបានជះឥទ្ធិពលដោយផ្ទាល់ដោយភាពមិនប្រាកដប្រជានៅក្នុង a (ចម្ងាយ ឬប្រវែង) ដូច្នេះប្រសិនបើ Δa_{ale} តូច នោះ Δg ក៏នឹងតូចដែរ ដែលបង្ហាញពីភាពជាក់លាក់ល្អជាងនៅក្នុងការពិសោធន៍។

$$\Delta g = \left| \frac{\delta g}{\delta a} \Delta a_{ale} \right|$$

ដែល

$$g = \frac{4\pi^2}{a} \Rightarrow \frac{\delta g}{\delta a} = -\frac{4\pi^2}{a^2}$$

នាំឲ្យ

$$\begin{aligned} \Delta g &= \left| \frac{\delta g}{\delta a} \Delta a_{ale} \right| \\ &= \left| -\frac{4\pi^2}{a^2} \cdot \Delta a_{ale} \right| \end{aligned}$$

```
# Calculate D_g
D_g = np.abs((-4 * np.pi**2) * (ale_a) / (slope**2))

print(f"D_g = {D_g}")
```

[37] ✓ 0.0s Python

... D_g = 0.11448367580452858

នោះ

$$\Delta g = 0.114 \dots$$

6. Determine g

យើងដឹងថា

$$a = \frac{4\pi^2}{g} \Rightarrow g = \frac{4\pi^2}{a}$$

ដែល $a = 4.267 \dots$

```
import math

# Calculating for g
g = (4 * math.pi ** 2) / slope

print(f"g = {g}")
```

[12] ✓ 0.0s Python

... g = 9.251501848513252

ដូចនេះ តាមការពិសោធន៍របស់យើង

$$g = 9.251 \dots \text{ m/s}^2$$

7. Accuracy and Precision

$$\begin{cases} \text{Accuracy \%} = \frac{|g - 9.81|}{9.81} \times 100\% \\ \text{Precision \%} = \frac{\Delta g}{g} \times 100\% \end{cases}$$

```

# Calculating Accuracy
accuracy = np.abs(g - 9.81) / 9.81

# Calculating Precision
precision = D_g / g

print(f"accuracy = {accuracy}")
print(f"precision = {precision}")

```

[13] ✓ 0.0s Python

```

... accuracy = 0.056931513913022286
    precision = 0.012374604434946581

```

$$\begin{cases} \text{Accuracy \%} = 5.693\% \\ \text{Precision \%} = 1.237\% \end{cases}$$

III. សេចក្តីសន្និដ្ឋាន

នៅក្នុងការពិសោធន៍នេះ តម្លៃសំទុះទំនាញផែនដី (g) ត្រូវបានកំណត់ដោយប្រើទិន្នន័យពិសោធន៍ គឺផ្តល់លទ្ធផល $g = 9.251 \text{ m/s}^2$ ។ តម្លៃនេះខុសគ្នាពីតម្លៃដែលពិតប្រាកដ $g = 9.81 \text{ m/s}^2$ ដែលបង្ហាញពីកម្រិតនៃ ភាពមិនត្រឹមត្រូវ ក្នុងការវាស់វែង។ ភាពត្រឹមត្រូវដែលបានគណនាគឺ 5.693% បង្ហាញពីគម្លាតពីតម្លៃទ្រឹស្តី ដែលអាចបណ្តាលមកពីកំហុសពិសោធន៍ ឬដែនកំណត់ក្នុងការរៀបចំការវាស់វែង។

ទោះបីជាមានភាពមិនត្រឹមត្រូវនេះក៏ដោយ ភាពជាក់លាក់ នៃរង្វាស់គឺខ្ពស់គួរសម ដោយតម្លៃភាពជាក់លាក់គឺ 1.127% ។ នេះបង្ហាញថា ទោះបីជាទិន្នន័យមិនជិតជិតនឹងតម្លៃពិតនៃ g ក៏ដោយ របៀបនៃការរង្វាស់ម្តងហើយម្តងទៀតគឺស្របគ្នាដោយគ្មានការលំអៀងធំពេកឡើយ ដែលបង្ហាញពីបច្ចេកទេសរង្វាស់ ដែលអាចទុកចិត្តបានទាក់ទងនឹងការប្រើប្រាស់ទិន្នន័យ។