Analisi Statistica per interferometro di Michelson

October 26, 2024

1 Analisi dati per l'esperienza di Michelson

Cose da fare: - aggiungere l'analisi delle probabilità - correggere la sigma dividendo per $\operatorname{sqrt}(N)$ - correggere ed inviare l'excel con i dati

1.1 Import

1.1.1 Import delle librerie

```
[56]: from typing import Tuple
   import numpy as np
   import pandas as pd
   import matplotlib.pyplot as plt
   from scipy import stats

import scienceplots
   from colorama import Fore, Style

plt.style.use(["science", "ieee"])
```

1.1.2 Import dei dati

Per ogni sezione dell'esperimento viene caricato un foglio del file excel Dati_raccolti.xlsx, in cui sono contenuti solo i valori utili all'analisi statistica dei dati. A questo punti i dati sono contenuti in un dataframe di Pandas, ovvero una sorta di matrice.

Puliamo i dati, eliminando le righe contenenti solo zeri (<df>[(<df>.T != 0).any()]), poi trasponiamo la matrice (.T) e la convertiamo un un array di Numpy bidimensionale (.to_numpy()).

Infine mostriamo i dati per controllare non si siano verificati errori durante il processo.

```
[57]: f_name = "Dati_raccolti.xlsx"

lambda_data = pd.read_excel(f_name, sheet_name="Export_lambda", header=None)
lambda_data = lambda_data[(lambda_data.T != 0).any()].T.to_numpy()

n_a_data = pd.read_excel(f_name, sheet_name="Export_n", header=None)
n_a_data = n_a_data[(n_a_data.T != 0).any()].T.to_numpy()
```

```
white_data = pd.read_excel(f_name, sheet_name="Export_white", header=None)
white_data = white_data[(white_data.T != 0).any()].T.to_numpy()

sodio_data = pd.read_excel(f_name, sheet_name="Export_Na", header=None)
sodio_data = sodio_data[(sodio_data.T != 0).any()].T.to_numpy()

# remove unused variable
del f_name
```

1.1.3 Funzioni statistiche

1.2 Misura di λ

```
[59]: dx = (lambda_data[1] - lambda_data[0]) / 5 # mm (/5 per la leva)
      N1 = lambda_data[2] # no unità di misura
      dx_err = np.sqrt(2) * 1e-3 # mm (errore sui delta dx)
      # show data
      print("Spostamenti trovati [mm]: ", dx)
      print("Massimi di interferenza trovati (N1): ", N1)
      def calc_lambdas() -> np.ndarray[float]:
          \# assumendo n_aria = 1
          return 2 * np.divide(dx, N1) # mm
      lambdas = calc_lambdas()
      mean_lambda, std_lambda = weighted avg_and_std(lambdas, 2 * np.divide(dx_err,__
       →N1))
      # Show lambda approssimato
      print(
          Fore.GREEN
         + Style.BRIGHT
         + f"Valore di lambda: {mean_lambda*1e6:.4g} ±{std_lambda*1e6:.2g} nm"
      )
      # remove unused variable
```

del lambda_data

```
Spostamenti trovati [mm]: [0.042 0.04 0.04 0.04 0.042 0.04 0.046]
Massimi di interferenza trovati (N1): [130. 128. 130. 130. 134. 133. 131.]
Valore di lambda: 633.1 ±8.2 nm
```

1.3 Misura di n_a

```
[60]: N2 = n_a_data[0, :] # no unità di misura
D = n_a_data[1, 0] # mm

# show data
print("Massimi di interferenza trovati (N2): ", N2)
print(f"Valore nominale della camera a vuoto: {D:.4g}mm")

n_as = 1 + N2 * mean_lambda / (2 * D) # no unità di misura
n_as_err = (std_lambda / mean_lambda) * (n_as - 1)

mean_n_a, std_n_a = weighted_avg_and_std(n_as, n_as_err)

# show n_a approssimato
print(Fore.GREEN + Style.BRIGHT + f"Valore di n_aria: {mean_n_a:.7g} ±{std_n_a:..3g}")

# remove unused variables
del n_a_data, lambdas, n_as, n_as_err
```

Massimi di interferenza trovati (N2): [42 42 42 43 41 42] Valore nominale della camera a vuoto: 50mm Valore di n_aria: $1.000266 \pm 1.4e-06$

1.4 Sistema lineare in λ e n_a

1.4.1 Calcolo utilizzando i valori medi di N1, N2 e dx

```
[61]: def sis_lin_medie(N1=np.mean(N1), N2=np.mean(N2), dx=np.mean(dx)) ->□

STuple[float]:

# return (lambda, n_a) dai valori di N1, N2, dx

return 2 * dx * D / (N1 * D - dx * N2), N1 * D / (N1 * D - dx * N2)

def sis_lin_err(N1: np.ndarray, N2: np.ndarray, dx: np.ndarray) -> Tuple[float]:

# return (lambda_err, n_a_err) dai valor medi di N1, N2, dx

e_N1, e_N2, e_dx = np.std(N1, ddof=1), np.std(N2, ddof=1), np.std(dx,□

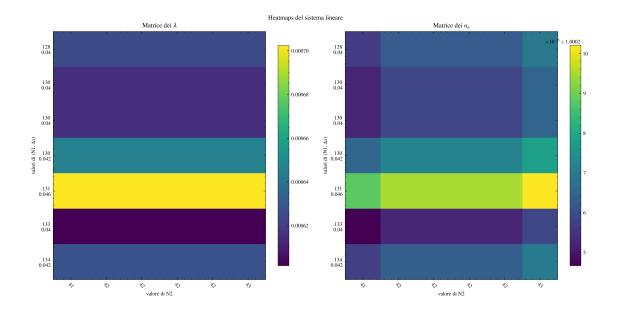
sddof=1)
```

```
mN1, mN2, mdx = np.mean(N1), np.mean(N2), np.mean(dx)
    cov_N1_dx = sum((N1[i] - mN1) * (dx[i] - mdx) for i in range(N1.size)) / N1.
    c = np.square(D / np.square(mN1 * D - mdx * mN2))
    return (
        2
        * c
        * np.sqrt(
            np.square(mdx * D * e_N1)
            + np.square(mdx**2 * e_N2)
            + np.square((mN1 * D - 2 * mdx * mN2) * e_dx)
            + 2 * cov_N1_dx * (mdx * D) * (mN1 * D - 2 * mdx * mN2)
        ),
        * np.sqrt(
            np.square((2 * mN1 * D - mdx * mN2) * e_N1)
            + np.square(mN1 * mdx * e N2)
            + np.square(mN1 * mN2 * e_dx)
            + 2 * cov_N1_dx * (2 * mN1 * D - mdx * mN2) * (-mN1 * mN2)
        ),
    )
mean_lambda_sis, mean_n_a_sis = sis_lin_medie()
std_lambda_sis, std_n_a_sis = sis_lin_err(N1, N2, dx)
```

1.4.2 calcolo con le varie combinazioni di (N1, dx) x N2

```
[62]: def sis_lineare_heatmap() -> Tuple[np.ndarray[float]]:
          M_lambda = np.zeros((len(N1), len(N2)))
          M_n_a = np.zeros((len(N1), len(N2)))
          # Il doppio sort è per avere N1 in ordine e a parità di N1 ordinato per dx
          lambda zip = sorted(zip(N1, dx), key=lambda x: x[1])
          lambda_zip = sorted(lambda_zip, key=lambda x: x[0])
          sorted N2 = sorted(N2)
          for i, i_zip in enumerate(lambda_zip):
              i_N1, i_dx = i_zip
              for j, j_N2 in enumerate(sorted_N2):
                  M_lambda[i, j], M_n_a[i, j] = sis_lin_medie(N1=i_N1, N2=j_N2,__
       \rightarrow dx=i_dx
          fig, axes = plt.subplots(ncols=2, figsize=(12, 6))
          im = [None, None]
          for i in range(2):
              im[i] = axes[i].imshow(M_lambda if not i else M_n_a)
```

```
axes[i].set_title(f"Matrice dei {r'$\lambda$' if not i else r'$n_a$'}")
       axes[i].set_xlabel("valore di N2")
       axes[i].set_ylabel(r"valori di (N1, $\Delta x$)")
       axes[i].set_xticks(
           np.arange(len(N2)), [f"{n:.3g}" for n in sorted_N2], rotation=-45
       axes[i].set_yticks(
           →lambda zip]
       plt.colorbar(im[i], fraction=0.045, ax=axes[i])
   plt.suptitle("Heatmaps del sistema lineare")
   plt.tight_layout()
   plt.show()
   return M_lambda, M_n_a
M_lambda, M_n_a = sis_lineare_heatmap()
# show matrices
print(Style.BRIGHT + "Matrice dei lambda:" + Style.RESET_ALL)
print(M_lambda)
print(Style.BRIGHT + "Matrice degli indici di rifrazione:" + Style.RESET_ALL)
print(M_n_a)
mean_lambda_M, std_lambda_M = (
   M_lambda.flatten().mean(),
   M_lambda.flatten().std(ddof=1) / M_lambda.size**0.5,
mean_n_a_M, std_n_a_M = (
   M_n_a.flatten().mean(),
   M_n_a.flatten().std(ddof=1) / M_n_a.size**0.5,
)
# remove unused variables
del M_lambda, M_n_a
```



Matrice dei lambda:

```
[[0.00062516 0.00062516 0.00062516 0.00062516 0.00062516 0.00062517]
[0.00061554 0.00061554 0.00061554 0.00061554 0.00061554 0.00061555]
[0.00061554 0.00061554 0.00061554 0.00061554 0.00061555]
[0.00064633 0.00064633 0.00064633 0.00064633 0.00064633 0.00064633]
[0.00070249 0.0007025 0.0007025 0.0007025 0.0007025 0.0007025]
[0.00060165 0.00060166 0.00060166 0.00060166 0.00060166]
[0.00062703 0.00062703 0.00062703 0.00062703 0.00062703 0.00062703]]

Matrice degli indici di rifrazione:
[[1.00025632 1.00026257 1.00026257 1.00026257 1.00026257 1.00026882]
[1.00025237 1.00025853 1.00025853 1.00025853 1.00025853 1.00026469]
[1.00026499 1.00027146 1.00027146 1.00027146 1.00027146 1.00027792]
[1.00028802 1.00029505 1.00029505 1.00029505 1.00029505 1.00025871]
[1.00025708 1.00026335 1.00026335 1.00026335 1.00026335 1.00026962]]
```

1.4.3 confronto tra tutti i λ e n_a trovati

```
[63]: print(
    Fore.GREEN
    + Style.BRIGHT
    + r"Confronto tra lambda e n_aria trovati con i vari modi"
    + Style.RESET_ALL
)
print(Style.BRIGHT + r"Media dei valori trovati separatamente" + Style.

→RESET_ALL)
print(
```

```
rf"lambda = {mean_lambda*1e6:.4g} ±{std_lambda*1e6:.3g} nm"
   + "\n"
   + rf"n_aria = {mean_n_a:.8g} ±{std_n_a:.3g}"
print(Style.BRIGHT + r"Valori trovati dal sistema delle medie" + Style.
 →RESET_ALL)
print(
   rf"lambda = {mean lambda sis*1e6:.4g} ±{std lambda sis*1e6:.3g} nm"
   + rf"n_aria = {mean_n_a_sis:.8g} ±{std_n_a_sis:.3g}"
print(
   Style.BRIGHT
   + r"Valori trovati dalla media del sistema di combinazioni"
   + Style.RESET_ALL
print(
   rf"lambda = {mean_lambda_M*1e6:.4g} ±{std_lambda_M*1e6:.3g} nm"
   + "\n"
   + rf"n_aria = {mean_n_a_M:.8g} ±{std_n_a_M:.3g}"
)
```

```
Confronto tra lambda e n_aria trovati con i vari modi
```

```
Media dei valori trovati separatamente
lambda = 633.1 ±8.17 nm
n_aria = 1.0002658 ±1.4e-06
Valori trovati dal sistema delle medie
lambda = 633.4 ±4.32e-05 nm
n_aria = 1.000266 ±3.64e-08
Valori trovati dalla media del sistema di combinazioni
lambda = 633.4 ±4.83 nm
n_aria = 1.000266 ±2.11e-06
```

1.4.4 Misura dei treni d'onda

```
[64]: dx = (white_data[1, :] - white_data[0, :]) / 5  # mm

# show data
print("Spostamenti trovati [mm]: ", dx)

mean_Lp = dx.mean()
std_Lp = max(dx_err, dx.std(ddof=1))  # poi questo è in realtà solo dx_err

print(
    Fore.GREEN
    + Style.BRIGHT
    + "Valore della lunghezza di un pacchetto di luce bianca:"
    + f" {mean_Lp *1e3:_.3g} ±{std_Lp*1e3:.3g} µm"
```

```
# remove unused data
del white_data
```

Spostamenti trovati [mm]: [0.024 0.026 0.024 0.024 0.026 0.026] Valore della lunghezza di un pacchetto di luce bianca: 25 ± 1.41 µm

1.4.5 Misura della separazione del doppietto del sodio

```
[65]: dx = (sodio_data[2, :] - sodio_data[1, :]) / 5
      m = sodio_data[0, :]
      # show data
      print("Spostamenti trovati [mm]: ", dx)
      print("All'ordine: ", m)
      D_{lambdas} = (5893e-7) ** 2 * np.divide(m, 2 * dx) # mm
      mean_D_lambda = D_lambdas.mean()
      std_D_lambda = D_lambdas.std(ddof=1) / dx.size**0.5
      print(
          Fore.GREEN
          + Style.BRIGHT
          + "Valore della separazione del doppietto del sodio:"
          + f" {mean_D_lambda *1e7:_.3g} ±{std_D_lambda*1e7:.2g} A"
      )
      # remove unused variables
      del sodio_data
```

Spostamenti trovati [mm]: [0.72 0.81 0.95 0.276 0.296 0.596 0.56 1.422] All'ordine: [3. 3. 4. 1. 1. 2. 2. 5.] Valore della separazione del doppietto del sodio: 6.41 \pm 0.2 Å

1.5 Analisi statistica

In questa sezione vi saranno tutte le probabilità che dovremo calcolare con t-student e χ^2 .

```
[66]: # t-student

# lambda
# il numero di lambda è pari a 7 e il valore teorico è 632nm
t_stat = abs(mean_lambda_M - 632e-6) / std_lambda_M
p_value = 2 * (1 - stats.t.cdf(t_stat, df=6)) # gdl = n - 1
```

```
print("~~~~ lambda:")
print(f"T-statistic: {t_stat}")
print(f"P-value: {p_value}")
# indice rifrazione
# il numero di n_a è pari a 6 e il valore teorico è 1.000262
t_stat = abs(mean_n_a_M - 1.000262) / std_n_a_M
p_value = 2 * (1 - stats.t.cdf(t_stat, df=5)) # gdl = n - 1
print("~~~~ n_a:")
print(f"T-statistic: {t_stat}")
print(f"P-value: {p_value}")
# pacchetto del bianco
# il numero di misure è 6, e vogliamo l'intervallo al 95% CL
t_critical = stats.t.ppf(0.975, 5) # 5 gradi di libertà per 6 misure
margin_of_error = t_critical * (std_Lp / np.sqrt(6))
print("~~~~ Lunghezza pacchetto luce bianca:")
print(
    f"Intervallo di confidenza al 95%: [{(mean_Lp - margin_of_error)*1e3:.4g},__
 →{(mean_Lp + margin_of_error)*1e3:.4g}]μm"
# doppietto del sodio
# il numero di lambda è pari a 8 e il valore teorico è 0.6nm
t_stat = abs(mean_D_lambda - 6e-7) / std_D_lambda
p_value = 2 * (1 - stats.t.cdf(t_stat, df=7)) # gdl = n - 1
print("~~~~ Delta lambda (Na):")
print(f"T-statistic: {t stat}")
print(f"P-value: {p_value}")
~~~~ lambda:
T-statistic: 0.288807471485396
P-value: 0.7824472191055221
~~~~ n a:
T-statistic: 1.9100990810986798
P-value: 0.11437172915689242
~~~~ Lunghezza pacchetto luce bianca:
Intervallo di confidenza al 95%: [23.52, 26.48] µm
~~~~ Delta lambda (Na):
T-statistic: 2.02471446542683
P-value: 0.08255410293012533
```