

偏光を用いた2量子もつれの量子状態トモグラフィによる評価

62200139 青木 陽

March 19, 2025

Contents

1	原理	2
1	レーザー	2
2	ビームスプリッタ	2
3	非線型結晶	2
4	量子状態トモグラフィ	2
4.1	Herm(N)	2
5	Pauli 行列	3
5.1	密度行列	4
5.2	偏光基底	4
5.3	密度行列の再構成	5
2	実験方法	7
3	実験結果	8
4	考察	9
A	ソースコード	10

Chapter 1

原理

1 レーザ

WIP

2 ビームスプリッタ

WIP

3 非線型結晶

WIP

4 量子状態トモグラフィ

4.1 $\text{Herm}(N)$

本小節では、ベクトル空間と内積空間についての定義を与えたあと、Hermite 行列が $\text{Herm}(N)$ が内積空間となることを示す。ただし、Hermite 行列は、

$$\text{Herm}(N) \in \left\{ \hat{H} \in \mathbb{C}^{N \times N} \mid \hat{H} = \hat{H}^\dagger \right\} \quad (4.1)$$

である。

V が K 上のベクトル空間であることは、以下の条件を全て満たすことである。ただし、 $\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w} \in V$, $a, b \in K$ とする。

ベクトル空間の定義

1. $\forall \mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w} \in V \quad \mathbf{u} + (\mathbf{v} + \mathbf{w}) = (\mathbf{u} + \mathbf{v}) + \mathbf{w}$
2. $\exists \mathbf{0} \in V \quad \forall \mathbf{v} \quad \mathbf{v} + \mathbf{0} = \mathbf{0} + \mathbf{v} = \mathbf{v}$
3. $\forall \mathbf{v} \in V \quad \exists -\mathbf{v} \quad \mathbf{v} + (-\mathbf{v}) = \mathbf{0}$
4. $\forall \mathbf{u}, \mathbf{v} \in V \quad \mathbf{u} + \mathbf{v} = \mathbf{v} + \mathbf{u}$
5. $\forall a \in K \quad \forall \mathbf{u}, \mathbf{v} \in V \quad a(\mathbf{u} + \mathbf{v}) = a\mathbf{u} + a\mathbf{v}$
6. $\forall a, b \in K \quad \forall \mathbf{v} \in V \quad (a + b)\mathbf{v} = a\mathbf{v} + b\mathbf{v}$
7. $\forall a, b \in K \quad \forall \mathbf{v} \in V \quad a(b\mathbf{v}) = (ab)\mathbf{v}$
8. $\exists 1 \in K \quad \forall \mathbf{v} \in V \quad 1\mathbf{v} = \mathbf{v}$

$\text{Herm}(N)$ は通常の行列の演算規則に従えば、明らかに \mathbb{C} 上のベクトル空間である。

内積は、ベクトル空間 V に対して定義された演算 $(\cdot, \cdot) : V \times V \rightarrow \mathbb{C}$ が以下の性質を満たすものである。ただし、 $\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w} \in V$, $a, b \in \mathbb{C}$ とする。

内積の定義

1. $(\mathbf{u}, \lambda \mathbf{v}) = \lambda(\mathbf{u}, \mathbf{v})$
2. $(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = (\mathbf{v}, \mathbf{u})^*$
3. $\forall \mathbf{u} \ (\mathbf{u}, \mathbf{u}) \geq 0$
4. $(\mathbf{u}, \mathbf{u}) = 0 \implies \mathbf{u} = \mathbf{0}$

$A, B \in \text{Herm}(N)$ に対して内積を定義するには、対角和を用いて、

$$(A, B) = \text{tr}(A^\dagger B) \quad (4.2)$$

と定義すればよい。行列の対角和が $\text{Herm}(N)$ の内積になることは非自明なので示す。ただし、 $A, B \in \text{Herm}(N)$ A の固有値を $\lambda_1, \dots, \lambda_N$ とする。

Proof. 1. $(A, \lambda B) = \text{tr}(A^\dagger \lambda B) = \lambda \text{tr}(A^\dagger B) = \lambda(A, B)$

$$2. (B, A)^* = \text{tr}(B^\dagger A)^* = \text{tr}\left((B^\dagger A)^\dagger\right) = \text{tr}\{A^\dagger B\} = (A, B)$$

$$3. A \text{ は Hermite 行列であるから固有値は全て実数で, } (A, A) = \text{tr}\{A^\dagger A\} = \text{tr}\{A^2\} = \sum_{i=1}^N \lambda_i^2 \geq 0$$

$$4. (A, A) = \sum_{i=1}^N \lambda_i^2 = 0 \text{ となるのは } \lambda_1 = \dots = \lambda_N = 0 \text{ となる時のみで, そのときは } A \text{ は } 0 \text{ 行列である.}$$

よって、対角和を用いて内積を定義すると、 $\text{Herm}(N)$ は内積空間になる。 \square

5 Pauli 行列

Pauli 行列を $\sqrt{2}$ で割ったものは $\text{Herm}(2)$ の正規直交基底となる。ただし、Pauli 行列は、

$$\hat{\sigma}^0 := \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (5.1)$$

$$\hat{\sigma}^1 := \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (5.2)$$

$$\hat{\sigma}^2 := \begin{pmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{pmatrix} \quad (5.3)$$

$$\hat{\sigma}^3 := \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \quad (5.4)$$

と定義される。まず、Pauli 行列を $\sqrt{2}$ で割ったものが $\text{Herm}(2)$ の基底であることを示す。

Proof. $a_0, a_1, a_2, a_3 \in \mathbb{C}$ を用いると、

$$\frac{1}{\sqrt{2}}a_0\hat{\sigma}^0 + \frac{1}{\sqrt{2}}a_1\hat{\sigma}^1 + \frac{1}{\sqrt{2}}a_2\hat{\sigma}^2 + \frac{1}{\sqrt{2}}a_3\hat{\sigma}^3 = \frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix} a_0 + a_3 & a_1 - ia_2 \\ a_1 + ia_2 & a_0 - a_3 \end{pmatrix} \quad (5.5)$$

となり、Pauli 行列を $\sqrt{2}$ で割ったものの線形結合で任意の Hermite 行列が書けることが分かる。 \square

また、Pauli 行列を $\sqrt{2}$ で割ったものは正規直交基底を成すことが分かる。

Proof. Pauli 行列同士の内積について、

$$\left(\frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^0, \frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^0\right) = \frac{1}{2}\text{tr}\left(\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}\right) = \frac{1}{2}\text{tr}\left\{\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}\right\} = 1 \quad (5.6)$$

$$\left(\frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^1, \frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^1\right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left(\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \right\} = 1 \quad (5.7)$$

$$\left(\frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^2, \frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^2\right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left(\begin{pmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{pmatrix} \right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \right\} = 1 \quad (5.8)$$

$$\left(\frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^3, \frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^3\right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left(\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \right\} = 1 \quad (5.9)$$

$$\left(\frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^0, \frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^1\right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left(\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \right\} = 0 \quad (5.10)$$

$$\left(\frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^0, \frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^2\right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left(\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{pmatrix} \right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \begin{pmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{pmatrix} \right\} = 0 \quad (5.11)$$

$$\left(\frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^0, \frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^3\right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left(\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \right\} = 0 \quad (5.12)$$

$$\left(\frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^1, \frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^2\right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left(\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{pmatrix} \right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \begin{pmatrix} i & 0 \\ 0 & -i \end{pmatrix} \right\} = 0 \quad (5.13)$$

$$\left(\frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^1, \frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^3\right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left(\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix} \right\} = 0 \quad (5.14)$$

$$\left(\frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^2, \frac{1}{\sqrt{2}}\hat{\sigma}^3\right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left(\begin{pmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \right) = \frac{1}{2} \text{tr} \left\{ \begin{pmatrix} 0 & i \\ i & 0 \end{pmatrix} \right\} = 0 \quad (5.15)$$

となり, Pauli 行列は正規直交基底であると分かる. 内積の順序入れ替えについては, 以上の計算結果が全て実数であることから省略する. \square

$N \geq 4$ 以上の偶数については, Pauli 行列のテンソル積を用いて基底を定義すれば, トレースの性質より一般に $\text{Herm}(N)$ の正規直交基底が Pauli や, そのテンソル積であることが分かる.

5.1 密度行列

密度行列 $\hat{\rho}$ は状態 $|\psi\rangle$ に対して,

$$\hat{\rho} := |\rho\rangle \langle \rho| \quad (5.1)$$

と定義される. 任意の物理量 \hat{A} の期待値が $\text{tr}(\hat{A}\hat{\rho})$ と書けることを示す.

Proof. $|\psi\rangle$ の存在する Hilbert 空間の基底全体を $\{|n\rangle\}$ とする.

$$\langle A \rangle = \langle \psi | \hat{A} | \psi \rangle \quad (5.2)$$

$$= \langle \psi | \hat{1} \hat{A} \hat{1} | \psi \rangle \quad (5.3)$$

$$= \sum_{n,n'} \langle \psi | x \rangle \langle x | \hat{A} | x' \rangle \langle x' | \psi \rangle \quad (5.4)$$

$$= \sum_{n,n'} \langle x | \hat{A} | x' \rangle \langle \psi | x \rangle \langle x' | \psi \rangle \quad (5.5)$$

$$= \sum_n \langle x | \hat{A} \hat{\rho} | x \rangle \quad (5.6)$$

$$= \text{tr} \{ \hat{A} \hat{\rho} \} \quad (5.7)$$

\square

5.2 偏光基底

さて, 前小節までで量子状態トモグラフィーを議論するための道具がそろった. 以降では, 具体的な偏光を用いた量子状態を再現する方法を議論する. 以降で用いる種々の偏光ベクトルを定義しておく.

$$|H\rangle := \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (5.1)$$

$$|V\rangle := \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (5.2)$$

$$|D\rangle := \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (5.3)$$

$$|D\rangle := \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & -1 \end{pmatrix} \quad (5.4)$$

$$|L\rangle := \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & i \end{pmatrix} \quad (5.5)$$

$$|R\rangle := \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & -i \end{pmatrix} \quad (5.6)$$

また、今後の計算のために、自分自身との外積を計算しておく。

$$|H\rangle \langle H| = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (5.7)$$

$$|V\rangle \langle V| = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (5.8)$$

$$|D\rangle \langle D| = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (5.9)$$

$$|A\rangle \langle A| = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \quad (5.10)$$

$$|L\rangle \langle L| = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & i \\ -i & 1 \end{pmatrix} \quad (5.11)$$

$$|R\rangle \langle R| = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & -i \\ i & 1 \end{pmatrix} \quad (5.12)$$

さて、 $|H\rangle$ と $|V\rangle$ は直交しているので、任意の量子状態 $|\psi\rangle$ は水平偏光 $|H\rangle$ と垂直偏光 $|V\rangle$ を基底として、

$$|\psi\rangle = c_H |H\rangle + c_V |V\rangle \quad |c_1|^2 + |c_2|^2 = 1 \quad (5.13)$$

と書ける。また、このときの密度行列 $\hat{\rho}$ は、

$$\hat{\rho} = |\psi\rangle \langle \psi| \quad (5.14)$$

$$= (c_H |H\rangle + c_V |V\rangle)(c_H^* \langle H| + c_V^* \langle V|) \quad (5.15)$$

$$= |c_H|^2 |H\rangle \langle H| + c_V c_H^* \langle V| |H\rangle + c_H c_V^* \langle H| |V\rangle + |c_V|^2 |V\rangle \langle V| \quad (5.16)$$

$$= \begin{pmatrix} |c_H|^2 & c_H c_V^* \\ c_V c_H^* & |c_V|^2 \end{pmatrix} \quad (5.17)$$

と書ける。これは、密度行列が分かれば量子状態を推定することができることを意味している。以降では、具体的な状態ベクトルを直接再現するよりも、多体系を考えたときにより豊かな表現力をもつ密度行列で考える。

5.3 密度行列の再構成

さて、実際の実験系で密度行列を再構成する方法について考える。この方法を量子状態トモグラフィという。我々行うことのできる射影測定は、偏光の測定である。まずは1量子の再構成について述べる。式 (5.17) を求めたときのように $|H\rangle \langle V|$ のような項を再構成することは困難であるため、密度行列の Hermite 性と、Pauli 行列を $\sqrt{2}$ で割ったものが正規直交基底をなすことを用いると、状態ベクトルを再構成することと、

$$\hat{\rho} = \sum_{i=0}^3 u_i \hat{\sigma}^i \quad (5.1)$$

の $\{u_i\}$ を求めることは等価である。さらに、 $\hat{\sigma}^i$ は Hermite 演算子の基底になっていることから、係数 u_i は、

$$u_i = (\hat{\sigma}^i, \hat{\rho}) \quad (5.2)$$

$$= \text{tr} \left\{ (\hat{\sigma}^i)^\dagger \hat{\rho} \right\} \quad (5.3)$$

$$= \text{tr} \{ \hat{\sigma}^i \hat{\rho} \} \quad (5.4)$$

$$= \langle \sigma^i \rangle \quad (5.5)$$

と変形できる．最後の式変形で式 (5.7) を用いた．式 (5.5) の結果は，我々に物理量 σ^i の期待値が分かれば，密度行列を再構成することができることを教える．ところが， σ^i を直接測定することはできないため，偏光を用いて表す．式 (5.7) から式 (5.12) を用いると，

$$\hat{\sigma}^0 = |H\rangle \langle H| + |V\rangle \langle V| \quad (5.6)$$

$$\hat{\sigma}^1 = |D\rangle \langle D| - |A\rangle \langle A| = 2|D\rangle \langle D| - \hat{\sigma}^0 \quad (5.7)$$

$$\hat{\sigma}^2 = |R\rangle \langle R| - |L\rangle \langle L| = 2|R\rangle \langle R| - \hat{\sigma}^0 \quad (5.8)$$

$$\hat{\sigma}^3 = |H\rangle \langle H| - |V\rangle \langle V| \quad (5.9)$$

となる．式 (5.6) から式 (5.9) より，結局，我々は水平偏光，垂直偏光，45 度偏光，右回り偏光の 4 種類を測定すれば良いことが分かる．それらの測定の期待値を N_H , N_V , N_D , N_R とすると，

$$\hat{\rho} = \frac{1}{\sqrt{2}} \left[(N_H + N_V) \hat{\sigma}^0 + (2N_D - N_H - N_V) \hat{\sigma}^1 + (2N_R - N_H - N_V) \hat{\sigma}^2 + (N_H - N_V) \hat{\sigma}^3 \right] \quad (5.10)$$

とすればよい．

同様に 2 量子の場合も検討することができる．この計算は非常に煩雑であるため，結果は省略するが， $\sigma^i \otimes \sigma^j$ を Hilbert 空間の基底として展開すればよい．実際には計算機で計算を行い，そのプログラムを付録にて示す．

Chapter 2

実験方法

Chapter 3

実験結果

Chapter 4

考察

付録 A

ソースコード

qst-code

```
1 import matplotlib.pyplot as plt
2 import numpy as np
3 import mpl_toolkits
4 from matplotlib import cm
5 from matplotlib.colors import Normalize
6 import pandas as pd
7
8 class HVDR:
9     def __init__(self, l):
10         self.l = l
11     def __mul__(self, other):
12         ret = list()
13         for x in self.l:
14             tmp = list()
15             for y in other.l:
16                 tmp.append(x * y)
17             ret.append(tmp)
18         return ret
19
20 def calc_sigma_pow():
21     sigma_0 = HVDR([1, 1, 0, 0])
22     sigma_1 = HVDR([-1, -1, 2, 0])
23     sigma_2 = HVDR([-1, -1, 0, 2])
24     sigma_3 = HVDR([1, -1, 0, 0])
25     sigma = [sigma_0, sigma_1, sigma_2, sigma_3]
26     sigma_pow = [[None for _ in range(4)] for _ in range(4)]
27     for i in range(4):
28         for j in range(4):
29             sigma_pow[i][j] = sigma[i] * sigma[j]
30     return sigma_pow
31
32 def load_data(path):
33     polar_dict = {'H': 0, 'V': 1, 'D': 2, 'R': 3}
34     raw_data = np.loadtxt(path, dtype = "str", delimiter = ',')
35     data = [[None for _ in range(4)] for _ in range(4)]
36     for i in range(1, len(raw_data)):
37         data[polar_dict[raw_data[i][0]]][polar_dict[raw_data[i][1]]] = int(raw_data[i][2])
38     return data
39
40 def calc_uj(sigma_pow, data):
41     u = [[0 for _ in range(4)] for _ in range(4)]
42     for i1 in range(4):
43         for j1 in range(4):
44             for i2 in range(4):
```

```

43         for j2 in range(4):
44             u[i1][j1] += sigma_pow[i1][j1][i2][j2] * data[i2][j2]
45     return u
46 def calc_sigma_matrix_tensor():
47     sigma_num_0 = np.array([[1, 0], [0, 1]])
48     sigma_num_1 = np.array([[0, 1], [1, 0]])
49     sigma_num_2 = np.array([[0, -1j], [1j, 0]])
50     sigma_num_3 = np.array([[1, 0], [0, -1]])
51     sigma_num = [sigma_num_0, sigma_num_1, sigma_num_2, sigma_num_3]
52     sigma_num_pow = [[None for _ in range(4)] for _ in range(4)]
53     for i in range(4):
54         for j in range(4):
55             sigma_num_pow[i][j] = np.kron(sigma_num[i], sigma_num[j])
56     return sigma_num_pow
57 def estimate_rho(u, sigma_num_pow):
58     rho = [[0 for _ in range(4)] for _ in range(4)]
59     rho_trace = 0
60     for i1 in range(4):
61         for j1 in range(4):
62             for i2 in range(4):
63                 for j2 in range(4):
64                     rho[i2][j2] += u[i1][j1] * sigma_num_pow[i1][j1][i2][j2]
65     for i in range(4): rho_trace += rho[i][i]
66     rho_norm = [[rho[i][j] / rho_trace for j in range(4)] for i in range(4)]
67     rho_norm = np.array(rho_norm)
68     return rho_norm
69 def make_graph(rho_norm, data_name):
70     rho_real_imag = [rho_norm.real, rho_norm.imag]
71     tmp_x = np.arange(4)
72     tmp_y = np.arange(4)
73     tmp_X, tmp_Y = np.meshgrid(tmp_x, tmp_y)
74     label_bra = [
75         r"$\left| \rm{HH} \right\rangle$",
76         r"$\left| \rm{VH} \right\rangle$",
77         r"$\left| \rm{HV} \right\rangle$",
78         r"$\left| \rm{VV} \right\rangle$"
79     ]
80     label_ket = [
81         r"$\left\langle \rm{HH} \right|$",
82         r"$\left\langle \rm{VH} \right|$",
83         r"$\left\langle \rm{HV} \right|$",
84         r"$\left\langle \rm{VV} \right|$"
85     ]
86     x = tmp_X.ravel()
87     y = tmp_Y.ravel()
88     z = np.zeros_like(x)
89     dx = dy = 0.5
90     for i in range(2):
91         fig = plt.figure()
92         ax = fig.add_subplot(111, projection="3d")
93         dz = rho_real_imag[i].ravel()
94         norm = Normalize(vmin=-1, vmax=1)
95         colors = cm.coolwarm_r(norm(dz))
96         alpha = 0.7
97         colors[:, 3] = alpha
98         ax.bar3d(x, y, z, dx, dy, dz, color=colors, shade=True)
99         ax.set_xticks(tmp_x + dx / 2)
100        ax.set_xticklabels(label_bra, ha="center")

```

```
101     ax.set_yticks(tmp_y + dy / 2)
102     ax.set_yticklabels(label_ket, ha="center")
103     ax.set_zlim(-0.75, 0.75)
104     ax.zaxis.set_tick_params(labelleft=False, labelright=False, labeltop=False, labelbottom=False)
105     mappable = cm.ScalarMappable(norm=norm, cmap="coolwarm_r")
106     mappable.set_array(dz)
107     fig.colorbar(mappable, ax=ax, shrink=0.6, aspect=10, label=r"$\hat{\rho}$")
108     title = data_name + "_" + "riemaalg"[i::2]
109     ax.set_title(title)
110     title += ".pdf"
111     plt.savefig(title, bbox_inches = "tight")
112 def main():
113     sigma_pow = calc_sigma_pow()
114     sigma_num_pow = calc_sigma_matrix_tensor()
115     datas = ["data1", "data2"]
116     for i in range(2):
117         data = load_data(datas[i] + ".csv")
118         u = calc_uj(sigma_pow, data)
119         rho_norm = estimate_rho(u, sigma_num_pow)
120         make_graph(rho_norm, datas[i])
121 if (__name__ == "__main__"):
122     main()
```
