

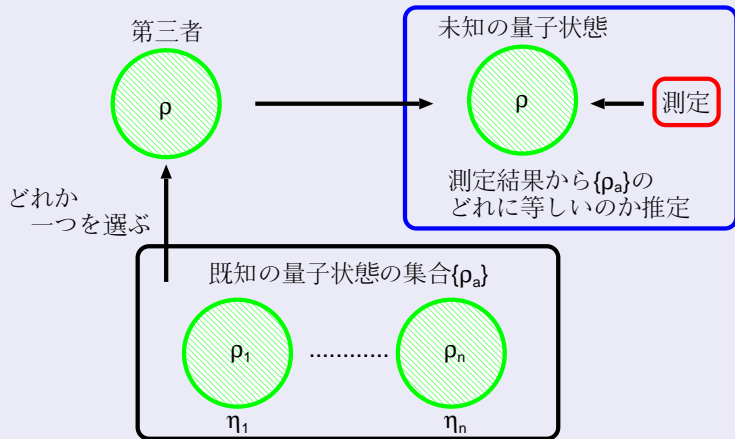
# Error margin のある量子状態の識別問題

08780048 杉本宏行

福井大学大学院工学研究科物理工学専攻

修士論文公聴会  
2010年2月15日

## 量子状態の識別問題



一般に異なる量子状態を測定によって完全に識別することは**不可能**  
⇒ 識別成功確率が最大となる測定は？

量子状態の識別問題の考え方として...

### Minimum-error discrimination

識別に間違いが許される.  $\implies$  識別成功確率を最大



結果的に識別が間違える確率を最小

### Unambiguous discrimination

識別に間違いが許されない. 代わりに"わからない"と言ってよい.  
 $\implies$  識別成功確率を最大



本研究では, error margin を導入することで  
"minimum-error" と "unambiguous" を統一的に扱う.

## 二つの純粋状態の識別問題

- 与えられた状態  $\rho = |\phi\rangle\langle\phi|$
- 二つの純粋状態 (線形独立)

$$\begin{cases} \rho_1 = |\phi_1\rangle\langle\phi_1|, & \text{発生確率 } \eta_1 \\ \rho_2 = |\phi_2\rangle\langle\phi_2|, & \text{発生確率 } \eta_2 \end{cases} \quad (\eta_1 + \eta_2 = 1)$$

$V$  : 二つの状態によって張られた二次元部分空間

## POVM(Positive Operator-Valued Measure) 測定

- 一般化された射影測定
- POVM 要素  $\{E_\mu\}_{\mu=1,2,3}$

$$\begin{cases} E_1 : \rho \text{ は } \rho_1 \text{ である.} \\ E_2 : \rho \text{ は } \rho_2 \text{ である.} \\ E_3 : \text{"わからない"} \end{cases}$$

$$E_1, E_2, E_3 \geq 0, \quad E_1 + E_2 + E_3 = 1$$

## Joint probabilities

与えられた状態が  $\rho_a$  かつ測定結果が  $\mu$  である確率

$$P_{\rho_a, E_\mu} = \eta_a \text{tr} [E_\mu \rho_a]$$

## 識別成功確率 $P_o$

$$\begin{aligned} P_o &\equiv P_{\rho_1, E_1} + P_{\rho_2, E_2} \\ &= \eta_1 \text{tr} [E_1 \rho_1] + \eta_2 \text{tr} [E_2 \rho_2] \end{aligned}$$

## 平均の間違い確率 $P_x$

$$\begin{aligned} P_x &\equiv P_{\rho_1, E_2} + P_{\rho_2, E_1} \\ &= \eta_1 \text{tr} [E_2 \rho_1] + \eta_2 \text{tr} [E_1 \rho_2] \end{aligned}$$

$$P_o + P_x + P_? = 1$$

## 最適化する成功確率

$$P_o = \eta_1 \text{tr}[E_1 \rho_1] + \eta_2 \text{tr}[E_2 \rho_2]$$

## Error margin $m$

$$P_x = \eta_1 \text{tr}[E_2 \rho_1] + \eta_2 \text{tr}[E_1 \rho_2] \leq m$$

$m = 1 \iff$  Minimum-error discrimination

$$P_{o \max} = \frac{1}{2} \left( 1 + \sqrt{1 - 4\eta_1\eta_2 |\langle \phi_1 | \phi_2 \rangle|^2} \right)$$

$m = 0 \iff$  Unambiguous discrimination

$$P_{o \max} = 1 - 2\sqrt{\eta_1\eta_2} |\langle \phi_1 | \phi_2 \rangle|$$

## SDP(semidefinite programming)・・・半正定値計画

実対称行列を変数とし，線形の目的関数と制約式に加えて，変数の半正定値条件が付加された最適化問題

SDP の手法を用いて定式化すると ...

### 主問題

maximize :

$$P_o = \eta_1 \text{tr} [E_1 \rho_1] + \eta_2 \text{tr} [E_2 \rho_2]$$

subject to :

$$E_1 \geq 0, E_2 \geq 0, E_3 \geq 0$$

$$E_1 + E_2 + E_3 = 1$$

$$P_x = \eta_1 \text{tr} [E_1 \rho_1] + \eta_2 \text{tr} [E_2 \rho_2] \leq m$$

SDP(Semidefinite programming)

## 双対問題

minimize :

$$d = \text{tr}[Y] + my$$

subject to :

$$Y \geq 0, y \geq 0$$

$$Y \geq \eta_1 \rho_1 - y \eta_2 \rho_2, Y \geq \eta_2 \rho_2 - y \eta_1 \rho_1$$

where

$Y$  :  $V$  上の Hermite 行列,  $y$  : 実数

$$d_{\min} = P_{\circ \max}$$



POVM  $E_1, E_2, E_3$  : rank 0 or 1

## 最適な測定のタイプ

### Minimum-error 領域

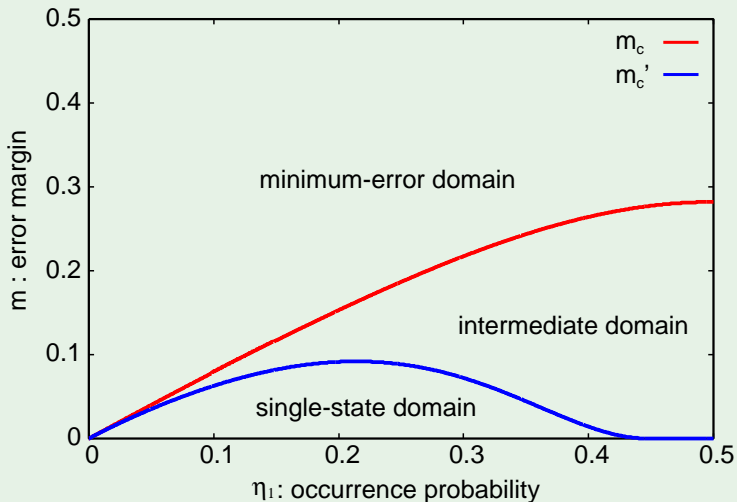
- $E_3 = 0$  と同時に  $\text{rank} E_1 = 1, \text{rank} E_2 = 1$   
⇒ POVM は minimum-error discrimination と一致

### Intermediate 領域

- すべての POVM 要素の rank は 1
- 三つの測定結果を得る確率はゼロでない。

### Single-state 領域

- $E_1 = 0$  or  $E_2 = 0$   
⇒ 残りの二つの POVM 要素は rank が 1



$$P_{\text{Omax}} = \begin{cases} \frac{1}{2} (1 + \sqrt{1 - 4\eta_1\eta_2 S}) & (m_c \leq m \leq 1) \\ (\sqrt{m} + \sqrt{1 - 2\sqrt{\eta_1\eta_2 S}})^2 & (m'_c \leq m \leq m_c) \\ \eta_2 \left( \sqrt{\frac{m}{\eta_1} S} + \sqrt{\frac{\eta_1 - m}{\eta_1} T} \right)^2 & (0 \leq m \leq m'_c) \end{cases}$$

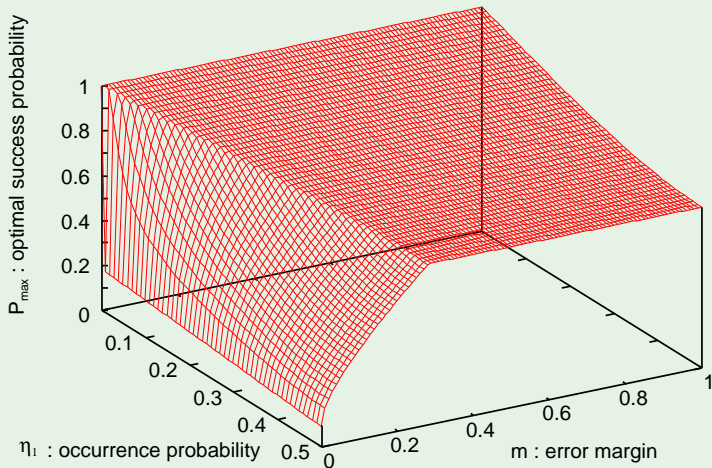
where

$$m_c = \frac{1}{2} \left( 1 - \sqrt{1 - 4\eta_1\eta_2 S} \right)$$

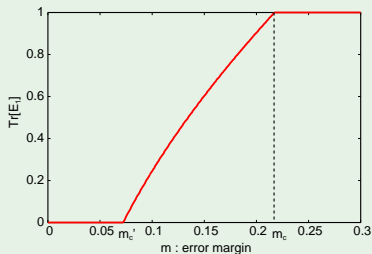
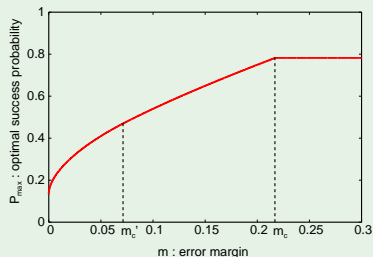
$$m'_c = \begin{cases} \frac{(\eta_1 - \sqrt{\eta_1\eta_2 S})^2}{1 - 2\sqrt{\eta_1\eta_2 S}} & (\eta_1 \leq \eta_2 S) \\ 0 & (\eta_1 \geq \eta_2 S) \end{cases}$$

$$S \equiv |\langle \phi_1 | \phi_2 \rangle|^2, \quad T \equiv 1 - |\langle \phi_1 | \phi_2 \rangle|^2$$

# Success probability $P_{o\max}(m, \eta_1)$



$$\eta_1 = 0.3$$



$$\begin{cases} m_c \leq m \leq 1 & \text{(Minimum-error 領域)} \\ m'_c \leq m \leq m_c & \text{(Intermediate 領域)} \\ 0 \leq m \leq m'_c & \text{(Single-state 領域)} \end{cases}$$

## error margin のタイプ

Weak error-margin condition

$$P_{\times} = P_{E_1, \rho_2} + P_{E_2, \rho_1} \leq m$$

Strong error-margin condition

$$P_{\rho_2|E_1} = \frac{\eta_2 \text{tr}[E_1 \rho_2]}{\eta_1 \text{tr}[E_1 \rho_1] + \eta_2 \text{tr}[E_1 \rho_2]} \leq m$$

$$P_{\rho_1|E_2} = \frac{\eta_1 \text{tr}[E_2 \rho_1]}{\eta_1 \text{tr}[E_2 \rho_1] + \eta_2 \text{tr}[E_2 \rho_2]} \leq m$$

$$\begin{aligned} P_{\times} &= P_{E_1, \rho_2} + P_{E_2, \rho_1} \\ &= P_{\rho_2|E_1} P_{E_1} + P_{\rho_1|E_2} P_{E_2} \leq m(P_{E_1} + P_{E_2}) \leq m \end{aligned}$$

"weak" と "strong" の間にある関係

$$\begin{cases} m^w = \frac{m^s}{1-m^s} P_{\circ \max}^s(m^s) \\ m^s = \frac{m^w}{P_{\circ \max}^w(m^w) + m^w} \end{cases}$$

⇓

$$\begin{aligned} P_{\circ \max}^s(m^s) &= P_{\circ \max}^w(m^w) \\ E_{\mu}^s(m^s) &= E_{\mu}^w(m^w) \end{aligned}$$

上付き文字  $s$   $\longrightarrow$  "strong"

上付き文字  $w$   $\longrightarrow$  "weak"

$$P_{\circ \max}^s = \begin{cases} \frac{1}{2} (1 + \sqrt{1 - 4\eta_1\eta_2 S}) & (m_c \leq m \leq 1) \\ A_m (1 - 2\sqrt{\eta_1\eta_2 S}) & (m_c^{s'} \leq m \leq m_c) \\ \frac{\eta_1\eta_2(1-m)(1-S)}{m\eta_2 + (1-m)\eta_1 - 2\sqrt{m(1-m)\eta_1\eta_2 S}} & (0 \leq m \leq m_c^{s'}) \end{cases}$$

where

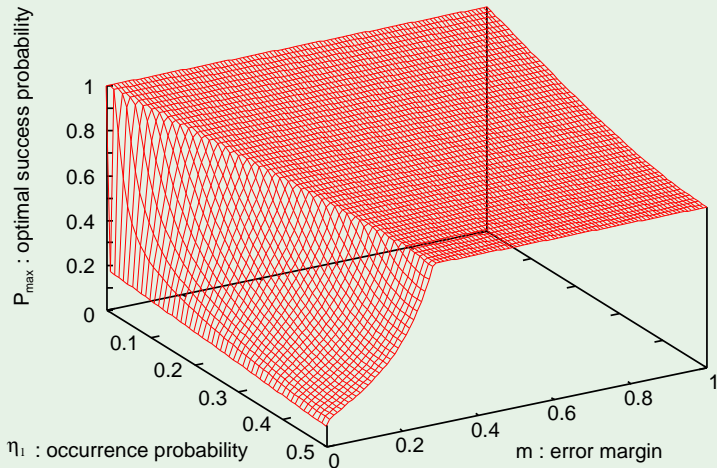
$$A_m = \frac{1-m}{(1-2m)^2} \left( 1 + 2\sqrt{m(1-m)} \right)$$

$$m_c = \frac{1}{2} \left( 1 - \sqrt{1 - 4\eta_1\eta_2 S} \right)$$

$$m_c^{s'} = \begin{cases} \frac{(\eta_1 - \sqrt{\eta_1\eta_2 S})^2}{(\eta_1 - \sqrt{\eta_1\eta_2 S})^2 + (\eta_2 - \sqrt{\eta_1\eta_2 S})^2} & (\eta_1 \leq \eta_2 S) \\ 0 & (\eta_1 \geq \eta_2 S) \end{cases}$$



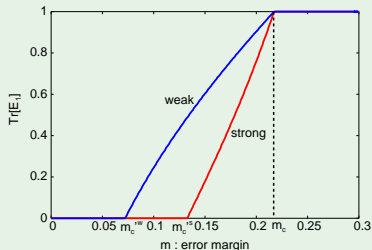
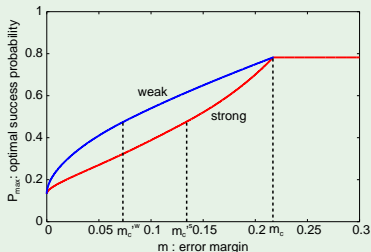
# Success probability $P_{\circ\max}^s(m, \eta_1)$



# Comparison between "strong" and "weak"

( $P_{o_{\max}}$  and  $\text{tr}[E_1]$  vs error margin  $m$ )

$$\eta_1 = 0.3$$

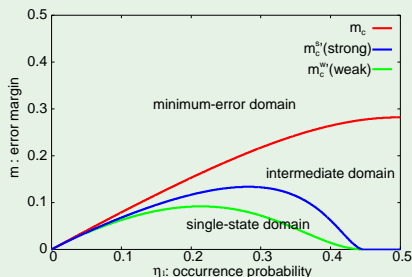


$$\begin{cases} m_c \leq m \leq 1 & \text{(Minimum-error 領域)} \\ m_c' \leq m \leq m_c & \text{(Intermediate 領域)} \\ 0 \leq m \leq m_c' & \text{(Single-state 領域)} \end{cases}$$

- error margin のある二つの純粋状態の識別問題を考察した。  
 $\implies$  最適な測定は三つのタイプに分類される。



それぞれの領域の最適な識別成功確率が求められた。



- error margin には"weak"と"strong"の二つのタイプがある。  
 $\implies$  "weak"と"strong"の間にある関係を証明した。

$$m^w = \frac{m^s}{1 - m^s} P_{\circ \max}^s(m^s), \quad m^s = \frac{m^w}{P_{\circ \max}^w(m^w) + m^w}$$