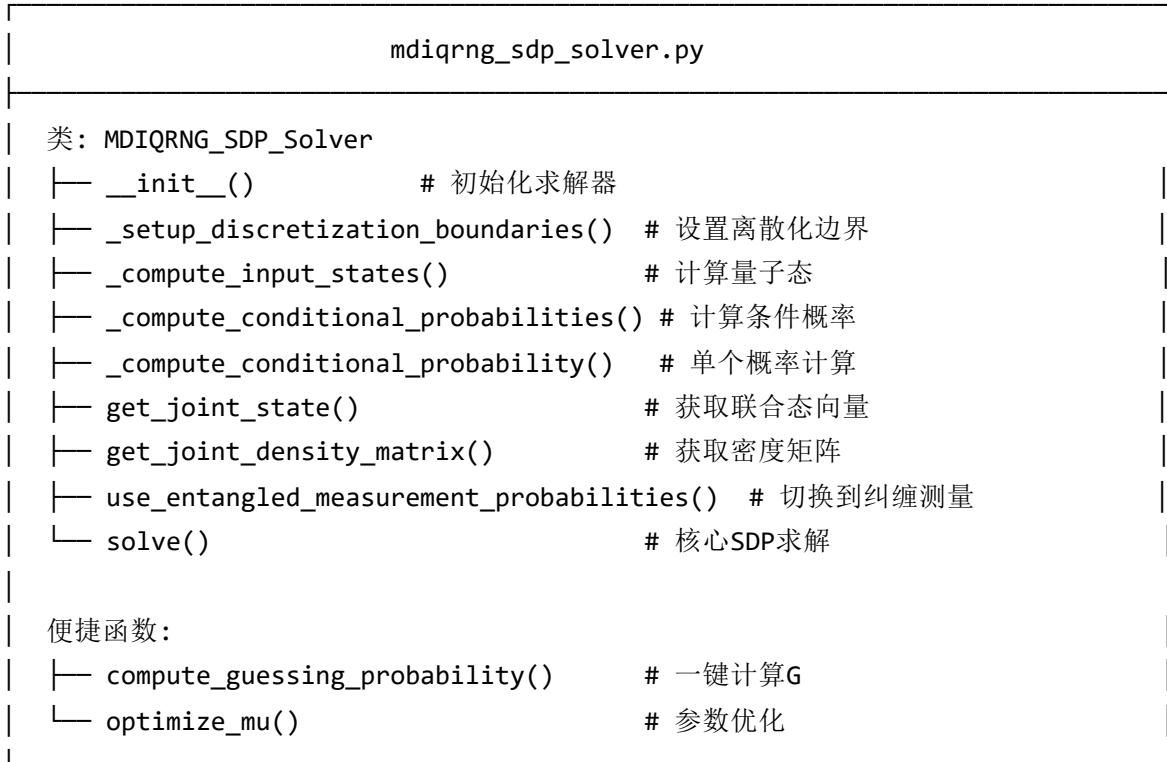


# MDI-QRNG SDP 求解器逻辑流程与函数调用详解

本文档详细描述 `src/mdiqrng_sdp_solver.py` 的程序逻辑、SDP求解流程以及各函数的调用顺序。

## 1. 整体架构概览



## 2. 完整执行流程图

用户代码

```
| Step 1: 创建求解器实例  
| solver = MDIQRNG_SDP_Solver(n=2, mu=0.15, boundary=3.0)
```

| 触发 `__init__()`

```
| __init__(n, mu, boundary, verbose)
```

1. 存储参数: n, mu, boundary
2. 计算派生参数:
  - `delta = e^(-2μ)` (相干态内积)
  - `n_e = n2` (Eve输出数)
  - `dim = 4` (希尔伯特空间维度)

```
| 调用 _setup_discretization_boundaries()  
| 设置 c_bounds 和 d_bounds
```

```
| 调用 _compute_input_states()  
| 计算 psi_A, psi_B, s1_map, s2_map
```

```
| 调用 _compute_conditional_probabilities()  
| 填充 p_ab_given_xy 数组 (高斯概率)
```

| (可选) 切换到纠缠测量概率

▼

Step 2: 选择概率模型 (可选)

```
solver.use_entangled_measurement_probabilities(noise=0.2)
```

| 覆盖 p\_ab\_given\_xy

▼

Step 3: 求解SDP

```
results = solver.solve(x_star=0, y_star=0, solver="MOSEK")
```

| 进入 solve() 函数

▼

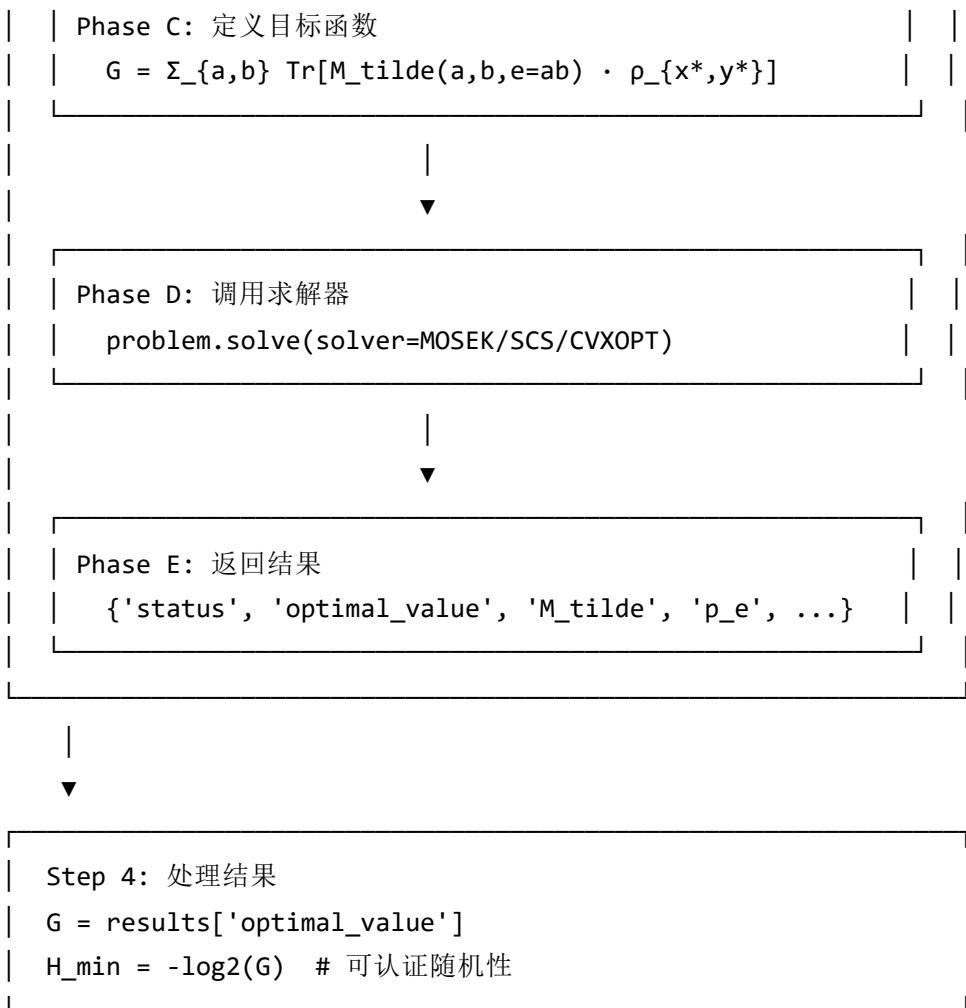
```
solve(x_star, y_star, solver, epsilon)
```

| Phase A: 定义决策变量

- M\_tilde[(a,b,e)]:  $n \times n \times n^2$  个  $4 \times 4$  PSD矩阵
- M\_A[(a,e)]:  $n \times n^2$  个  $2 \times 2$  PSD矩阵
- M\_B[(b,e)]:  $n \times n^2$  个  $2 \times 2$  PSD矩阵
- p\_e:  $n^2$  维非负向量

| Phase B: 添加约束条件 (7类)

1. 观测一致性约束
2. POVM正定性 (PSD声明)
3. 无信号约束 (Alice→Bob)
4. 无信号约束 (Bob→Alice)
5. Bob局部POVM归一化
6. Alice局部POVM归一化
7. Eve概率归一化



### 3. 函数调用详解

#### 3.1 初始化阶段

`__init__(n, mu, boundary, verbose)`

**调用时机：**创建 `MDIQRNG_SDP_Solver` 实例时

**功能：**

1. 存储用户参数
2. 计算派生物理量
3. 依次调用三个初始化子函数

**调用链：**

```
_init_()
    └── _setup_discretization_boundaries()
    └── _compute_input_states()
        └── _compute_conditional_probabilities()
            └── _compute_conditional_probability() × (n×n×2×2) 次
```

### **\_setup\_discretization\_boundaries()**

**调用时机：** `_init_` 内部自动调用

**功能：** 根据参数 `n` 和 `boundary` 设置测量离散化边界

**算法逻辑：**

```
if n == 2:
    # 二分: [-∞, 0, +∞]
    c_bounds = [-∞, 0, +∞]
    d_bounds = [-∞, 0, +∞]
else:
    # n分: [-∞, -B, ..., +B, +∞]
    inner = linspace(-boundary, +boundary, n-1)
    c_bounds = [-∞] + inner + [+∞]
    d_bounds = [-∞] + inner + [+∞]
```

**输出：**

- `self.c_bounds` :  $X_+$  测量的边界数组
- `self.d_bounds` :  $P_-$  测量的边界数组

**为什么需要：** CV Bell测量产生连续输出，需要离散化为 `n` 个区间才能进行SDP分析。

### **\_compute\_input\_states()**

**调用时机：** `_init_` 内部自动调用

**功能：** 根据 tex 文件 Section 4 计算4种输入态的向量表示

**数学公式：**

$$\delta = e^{-2\mu}$$

Alice态 (2维):

$$|\psi_A(x=0)\rangle = |\alpha\rangle = (1, 0)^\top$$

$$|\psi_A(x=1)\rangle = |-\alpha\rangle = (\delta, \sqrt{1-\delta^2})^\top$$

Bob态 (2维):

$$|\psi_B(y=0)\rangle = |\alpha\rangle = (1, 0)^\top$$

$$|\psi_B(y=1)\rangle = |-\alpha\rangle = (\delta, \sqrt{1-\delta^2})^\top$$

**输出:**

- self.psi\_A : Alice的2个单模态 {0: array, 1: array}
- self.psi\_B : Bob的2个单模态 {0: array, 1: array}
- self.s1\_map :  $x \rightarrow s_1$  映射 {0: +1, 1: -1}
- self.s2\_map :  $y \rightarrow s_2$  映射 {0: +1, 1: -1}

**为什么需要:** SDP约束和目标函数需要量子态的密度矩阵表示。

### **\_compute\_conditional\_probabilities()**

**调用时机:** \_\_init\_\_ 内部自动调用

**功能:** 计算所有条件概率  $p(a,b|x,y)$  并存入4维数组

**调用:** 内部调用 \_compute\_conditional\_probability() 共  $n \times n \times 2 \times 2$  次

**输出:**

- self.p\_ab\_given\_xy : shape=(n, n, 2, 2) 的概率数组

### **\_compute\_conditional\_probability(k, l, s1, s2)**

**调用时机:** 被 \_compute\_conditional\_probabilities() 调用

**功能:** 计算单个条件概率  $P((k,l)|s_1, s_2)$

**数学公式 (tex Eq.107):**

$$P((k,l)|s_1, s_2) = \frac{1}{4} \times [\operatorname{erf}((c_k/\sqrt{2}) - s_1\sqrt{\mu} - s_2\sqrt{\mu}) - \operatorname{erf}((c_{k-1}/\sqrt{2}) - s_1\sqrt{\mu} - s_2\sqrt{\mu})] \\ \times [\operatorname{erf}(d_l/\sqrt{2}) - \operatorname{erf}(d_{l-1}/\sqrt{2})]$$

**特殊处理：**

- 边界为  $\pm\infty$  时，  $\operatorname{erf}(\pm\infty) = \pm 1$

## 3.2 辅助函数

**get\_joint\_state(x, y)**

**功能：**计算联合态向量  $|\psi_x\rangle \otimes |\psi_y\rangle$

**实现：**

```
return np.kron(self.psi_A[x], self.psi_B[y]) # 4维向量
```

**返回：**4维 numpy 数组

**get\_joint\_density\_matrix(x, y)**

**功能：**计算联合密度矩阵  $\rho_{xy} = |\psi\rangle\langle\psi|$

**实现：**

```
psi = self.get_joint_state(x, y)
return np.outer(psi, psi.conj()) # 4x4 矩阵
```

**返回：**4x4 numpy 数组

**调用场景：**

- `solve()` 中构建观测一致性约束
- `solve()` 中构建目标函数
- `use_entangled_measurement_probabilities()` 中计算POVM概率

### 3.3 概率模型切换

`use_entangled_measurement_probabilities(noise_param)`

**调用时机：** 用户在 `solve()` 之前手动调用（可选）

**功能：** 用纠缠测量概率替换默认的高斯概率

**为什么需要：**

- 高斯概率具有乘积结构  $\rightarrow G = 1$  (无随机性)
- 纠缠测量打破乘积结构  $\rightarrow G < 1$  (可认证随机性)

**算法流程：**

1. 定义Bell态基底

$$\begin{aligned} |\Phi^+\rangle &= (|00\rangle + |11\rangle)/\sqrt{2} \\ |\Phi^-\rangle &= (|00\rangle - |11\rangle)/\sqrt{2} \\ |\Psi^+\rangle &= (|01\rangle + |10\rangle)/\sqrt{2} \\ |\Psi^-\rangle &= (|01\rangle - |10\rangle)/\sqrt{2} \end{aligned}$$

2. 构造POVM元素

```
if n == 2:  
    # 使用Bell态投影器（效果最好）  
    E_0 = (1-ε)|Φ+⟩⟨Φ+| + ε|Ψ+⟩⟨Ψ+|  
    E_1 = (1-ε)|Φ-⟩⟨Φ-| + ε|Ψ-⟩⟨Ψ-|  
else:  
    # 使用SIC-POVM-like构造  
    生成n²个多样化纠缠态
```

3. 归一化确保  $\sum E_{ab} = I$

4. 计算新概率

$$p(a,b|x,y) = \text{Tr}[E_{ab} \cdot \rho_{xy}]$$

5. 更新 `self.p_ab_given_xy`

**输出：**

- 覆盖 `self.p_ab_given_xy`
- 存储 `self._entangled_POVM` (供调试)

## 3.4 核心求解函数

```
solve(x_star, y_star, solver, epsilon)
```

调用时机：用户手动调用

功能：构建并求解SDP问题，返回最大猜测概率 G

详细流程：

### Phase A: 定义决策变量

变量	维度	数量	说明
M_tilde[(a,b,e)]	4×4 PSD	n <sup>2</sup> ×n <sup>2</sup>	Eve的联合POVM
M_A[(a,e)]	2×2 PSD	n×n <sup>2</sup>	Alice的边缘POVM
M_B[(b,e)]	2×2 PSD	n×n <sup>2</sup>	Bob的边缘POVM
p_e	标量	n <sup>2</sup>	Eve的概率分布

代码：

```
M_tilde = {(a,b,e): cp.Variable((4,4), PSD=True)
            for a,b,e in product(range(n), range(n), range(n_e))}

M_A = {(a,e): cp.Variable((2,2), PSD=True) ...}
M_B = {(b,e): cp.Variable((2,2), PSD=True) ...}

p_e = cp.Variable(n_e, nonneg=True)
```

### Phase B: 添加约束条件

#### 约束1：观测一致性

对所有 x,y,a,b:

$$\sum_e \text{Tr}[M_{\text{tilde}}(a,b,e) \cdot p_{\{xy\}}] = p(a,b|x,y)$$

如果 epsilon > 0:

$$|\sum_e \text{Tr}[\dots] - p(a,b|x,y)| \leq \epsilon$$

#### 约束2：POVM正定性

$M_{\tilde{A}}(a, b, e) \geq 0$  (通过 PSD=True 声明)

$M_A(a, e) \geq 0$

$M_B(b, e) \geq 0$

### 约束3：无信号 (Alice→Bob)

对所有  $b, e$ :

$$\sum_a M_{\tilde{A}}(a, b, e) = I_A \otimes M_B(b, e)$$

### 约束4：无信号 (Bob→Alice)

对所有  $a, e$ :

$$\sum_b M_{\tilde{B}}(a, b, e) = M_A(a, e) \otimes I_B$$

### 约束5：Bob局部归一化

对所有  $e$ :

$$\sum_b M_B(b, e) = p(e) \cdot I_B$$

### 约束6：Alice局部归一化

对所有  $e$ :

$$\sum_a M_A(a, e) = p(e) \cdot I_A$$

### 约束7：Eve概率归一化

$$\sum_e p(e) = 1$$

## Phase C: 定义目标函数

数学表达式:

$$G = \sum_{\{a, b\}} \text{Tr}[M_{\tilde{A}}(a, b, e=(a, b)) \cdot \rho_{\{x^*, y^*\}}]$$

关键点:  $e = (a, b)$  表示 Eve 的猜测与实际输出一致

代码实现:

```

objective = 0
for a in range(n):
    for b in range(n):
        e = a * n + b # 将(a,b)映射到一维索引
        objective += cp.trace(M_tilde[(a,b,e)] @ rho_star)

```

## Phase D: 调用求解器

```

problem = cp.Problem(cp.Maximize(objective), constraints)
problem.solve(solver=cp.MOSEK) # 或 SCS, CVXOPT

```

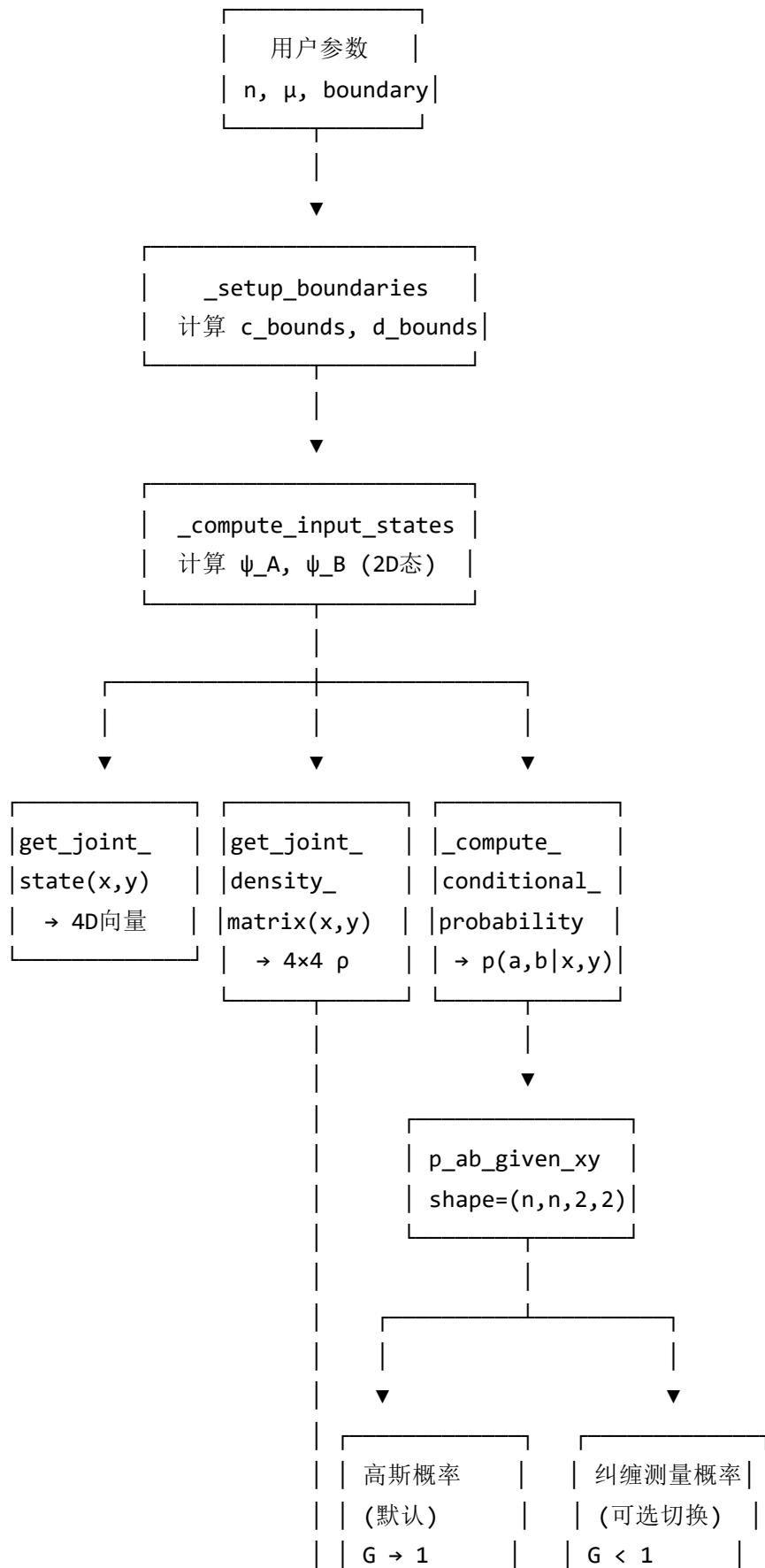
## Phase E: 返回结果

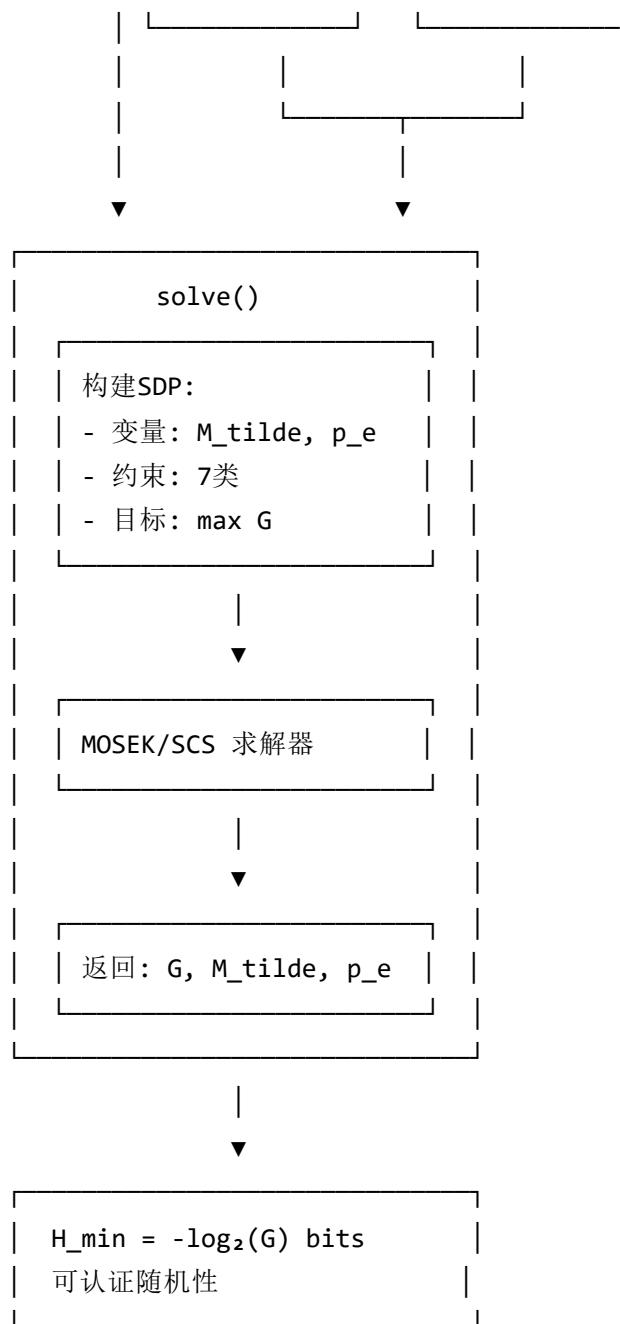
```

return {
    'status': problem.status,          # 'optimal', 'infeasible', etc.
    'optimal_value': problem.value, # G 值
    'M_tilde': {...},             # 最优POVM元素
    'M_A': {...},
    'M_B': {...},
    'p_e': [...]                  # Eve的概率分布
}

```

## 4. 数据流向图





## 5. 约束条件的物理意义

约束	数学形式	物理意义	数量
1	$\text{Tr}(\Sigma_e M \cdot \rho) = p$	测量概率与观测数据一致	$4n^2$
2	$M \geq 0$	POVM元素是正算符	$n^4 + 2n^3$
3	$\Sigma_a M = I \otimes M_B$	Alice的输出不影响Bob	$n^3$

约束	数学形式	物理意义	数量
4	$\sum_b M = M_A \otimes I$	Bob的输出不影响Alice	$n^3$
5	$\sum_b M_B = p(e)I$	Bob的POVM完备性	$n^2$
6	$\sum_a M_A = p(e)I$	Alice的POVM完备性	$n^2$
7	$\sum_e p(e) = 1$	Eve的猜测是概率分布	1

## 6. 典型使用示例

### 示例1：基本使用

```

from mdiqrng_sdp_solver import MDIQRNG_SDP_Solver
import numpy as np

# 1. 创建求解器
solver = MDIQRNG_SDP_Solver(n=2, mu=0.15, boundary=3.0, verbose=False)

# 2. 切换到纠缠测量（关键！）
solver.use_entangled_measurement_probabilities(noise_param=0.2)

# 3. 求解SDP
results = solver.solve(x_star=0, y_star=0, solver="MOSEK")

# 4. 计算随机性
G = results['optimal_value']
H_min = -np.log2(G)
print(f"G = {G:.4f}, H_min = {H_min:.4f} bits")

```

## 示例2：参数扫描

```
from mdiqrng_sdp_solver import MDIQRNG_SDP_Solver
import numpy as np

for mu in [0.05, 0.10, 0.15, 0.20]:
    solver = MDIQRNG_SDP_Solver(n=2, mu=mu, verbose=False)
    solver.use_entangled_measurement_probabilities()
    results = solver.solve()

    G = results['optimal_value']
    H_min = -np.log2(G) if 0 < G < 1 else 0
    print(f"μ={mu:.2f}: G={G:.4f}, H_min={H_min:.4f} bits")
```

## 示例3：使用便捷函数

```
from mdiqrng_sdp_solver import optimize_mu

# 自动扫描找最优μ
results = optimize_mu(n=2, mu_range=(0.05, 1.0), n_points=20)
print(f"最优μ = {results['optimal_mu']:.4f}")
print(f"最小G = {results['min_guessing_prob']:.4f}")
```

## 7. 性能与复杂度

### 变量数量

变量	数量	n=2时	n=3时
M_tilde	$n^2 \times n^2$ 个 $4 \times 4$ 矩阵	$16 \times 16 = 256$	$81 \times 16 = 1296$
M_A	$n \times n^2$ 个 $2 \times 2$ 矩阵	$8 \times 4 = 32$	$27 \times 4 = 108$
M_B	$n \times n^2$ 个 $2 \times 2$ 矩阵	$8 \times 4 = 32$	$27 \times 4 = 108$
p_e	$n^2$ 个标量	4	9
总变量		324	1521

## 约束数量

约束类型	数量公式	n=2时	n=3时
观测一致性	$4n^2$	16	36
无信号(A)	$n^3$	8	27
无信号(B)	$n^3$	8	27
Bob归一化	$n^2$	4	9
Alice归一化	$n^2$	4	9
Eve归一化	1	1	1
<b>总约束</b>		<b>41</b>	<b>109</b>

## 求解时间参考

配置	MOSEK	SCS
n=2, mu=0.1	~0.5s	~1s
n=3, mu=0.1	~2s	~5s
n=4, mu=0.1	~10s	~30s

文档版本: 1.0

最后更新: 2025-12-03