

# Лекция 6

## Измерение ВФ в адаптивной оптике III

### Содержание

<b>1 Разложение ВФ</b>	<b>1</b>
1.1 Равнозначные субапертуры . . . . .	1
1.2 Неравнозначные субапертуры . . . . .	2
1.3 Обусловленность системы . . . . .	3
<b>2 Учет Априорной информации</b>	<b>3</b>
2.1 Основные положения . . . . .	3
2.2 Байесовский подход . . . . .	4
2.3 Сравнение байесовского подхода и МНК . . . . .	4
<b>3 Задания по Лекции 6</b>	<b>5</b>
<b>4 Вопросы по Лекции 6</b>	<b>5</b>

## 1 Разложение ВФ по функциям отклика корректора

### 1.1 Равнозначные субапертуры

В системах АО с модальными корректорами ВФ часто необходимо определять не сам профиль корректируемого пучка, а коэффициенты его разложения по функциям отклика управляемого зеркала [1]. Фазу светового пучка в этом случае удобно представлять в виде:

$$\varphi(\vec{r}, t) = \sum_{i=1}^N a_i(t) S_i(\vec{r}), \quad (1)$$

где  $S_i(\vec{r})$  — функции отклика корректора на единичное управляющее воздействие,  $a_i(t)$  — коэффициенты разложения. Аналогичное выражение описывает и форму поверхности корректора; поэтому коэффициенты  $a_i(t)$  можно непосредственно использовать для управления зеркалом по соответствующим степеням свободы.

**Цель:** необходимо по измеренным в заданных точках локальным наклонам волнового фронта (т. е. по градиентам фазы) определить с минимально возможными погрешностями вектор  $\{a_i(t)\}$  коэффициентов разложения (1).

**Векторная форма МНК.** Пусть датчик измеряет градиенты фазы в точках  $r_k$ ,  $k = 1, \dots, M$ . Введем вектор оценок градиентов  $\tilde{\mathbf{g}}$ , элементами которого являются частные производные фазы:

$$\tilde{\mathbf{g}} = \{\varphi'_x(\mathbf{r}_1), \dots, \varphi'_x(\mathbf{r}_M), \varphi'_y(\mathbf{r}_1), \dots, \varphi'_y(\mathbf{r}_M)\}. \quad (2)$$

Для вектора  $\tilde{\mathbf{g}}$  из разложения (1) следует

$$\tilde{\mathbf{g}} = \mathbb{P}\mathbf{a}, \quad (3)$$

где элементы матрицы  $\mathbb{P} = \{p_{ki}\}$  определяются через производные функций  $S_i(\mathbf{r}_k)$ :

$$p_{k,i} = \frac{\partial S_i}{\partial x}(\mathbf{r}_k) \quad p_{k+M,i} = \frac{\partial S_i}{\partial y}(\mathbf{r}_k) \quad k = 1, \dots, M, \quad i = 1, \dots, N. \quad (4)$$

Обозначим через  $\mathbf{g}$  вектор градиентов фазы, измеряемых датчиком волнового фронта в точках  $\{\mathbf{r}_k\}$ :  $g_1, \dots, g_M$  — производные по  $x$ ;  $g_{M+1}, \dots, g_{2M}$  — производные по  $y$ . Сумму квадратов невязок между градиентами, вычисленными по формулам (3), и измеренными значениями выражим в векторном виде:

$$\mathbf{J}^2 = (\tilde{\mathbf{g}} - \mathbf{g})^T (\tilde{\mathbf{g}} - \mathbf{g}), \quad (5)$$

где  $(\tilde{\mathbf{g}} - \mathbf{g})$  — вектор невязок. Используя (3), для  $\mathbf{J}^2$  получаем матричное выражение

$$\mathbf{J}^2 = \mathbf{a}^T \mathbb{P}^T \mathbb{P} \mathbf{a} + \mathbf{g}^T \mathbf{g} - \mathbf{a}^T \mathbb{P}^T \mathbf{g} - \mathbf{g}^T \mathbb{P} \mathbf{a}. \quad (6)$$

Для определения вектора  $\mathbf{a}_0$ , при котором квадратичная форма  $\mathbf{J}^2$  достигает минимума, необходимо приравнять к нулю ее частные производные по переменным  $a_i$ . Таким образом, из (6) получаем

$$\mathbb{P}^T \mathbb{P} \mathbf{a}_0 = \mathbb{P}^T \mathbf{g}. \quad (7)$$

Эта система содержит  $N$  уравнений для  $N$  неизвестных и может быть решена известными методами линейной алгебры. Отметим, что для ее решения нет необходимости привлекать дополнительные условия (как это делалось в Лекции 5). Искомый вектор  $\mathbf{a}_0$  прямо выражается через вектор измеренных градиентов с помощью обратной матрицы:

$$\mathbf{a}_0 = \mathbb{Q} \mathbf{g}, \quad \mathbb{Q} = (\mathbb{P}^T \mathbb{P})^{-1} \mathbb{P}^T. \quad (8)$$

Матрица  $\mathbb{Q}$  не зависит от измеряемых величин и может быть вычислена до проведения измерений. В теории матриц  $\mathbb{Q}$  называется обобщенной обратной матрицей Мура-Пенроуза [2].

## 1.2 Неравнозначные субапертуры

Иногда целесообразно использовать более общую форму для суммы квадратов невязок  $\mathbf{J}^2$ , чем та, которая определяется соотношением (5). Информация о локальных наклонах с различных субапертур датчика обладает разной достоверностью. Это может быть, например, связано с тем, что субапертуры датчика расположены в узлах квадратной сетки, в то время как у подавляющего числа оптических систем сечение пучка имеет круглую или кольцевую форму. При этом элементы датчика, расположенные на краях апертуры, обычно частично затемнены —

поэтому относительный уровень погрешностей измерений на таких субапертурах выше, чем на внутренних.

Для учета степени достоверности измерений на разных субапертурах компонентам  $(\tilde{\mathbf{g}} - \mathbf{g})_i$  вектора невязок удобно приписать различные статистические веса. С учетом этого выражение (5) запишется в виде

$$\mathbf{J}^2 = (\tilde{\mathbf{g}} - \mathbf{g})^T \mathbb{W} (\tilde{\mathbf{g}} - \mathbf{g}). \quad (9)$$

В простейшем случае положительно определенная матрица  $\mathbb{W}$  может быть диагональной. В этом случае ее диагональные элементы  $w_{ii}$  и определяют статистический "вес с которым мы собираемся учитывать измерения на  $i$ -ой субапертуре. При этом вместо (7) получим

$$\mathbb{P}^T \mathbb{W} \mathbb{P} \mathbf{a}_0 = \mathbb{P}^T \mathbb{W} \mathbf{g}. \quad (10)$$

Вектор  $\mathbf{a}_0$  будет определяться выражением, аналогичным (8):

$$\mathbf{a}_0 = (\mathbb{P}^T \mathbb{W} \mathbb{P})^{-1} \mathbb{P}^T \mathbb{W} \mathbf{g}. \quad (11)$$

### 1.3 Обусловленность системы

Коэффициенты при неизвестных  $a_i$  в (7) и (10) зависят от вида функций отклика корректора  $S_i(\mathbf{r})$  и выбора точек  $\mathbf{r}_k$  измерения градиента. При некотором выборе этих параметров система (7) или (10) м.б. плохо обусловленной и ее определитель будет близок к нулю. В таком случае улучшить ситуацию можно, например, изменив расположение точек измерения градиентов.

## 2 Учет априорной информации при восстановлении ВФ

### 2.1 Основные положения

Фазовые флуктуации имеют известную статистику, можно ли повысить точность восстановления ВФ (или вычисления коэффициентов  $a_i$  в (1)) если учесть эту информацию?

Статистика фазовых искажений — гауссова (почему?), а значит, и коэффициенты  $a_i$  в разложении (1) — гауссова.

Напомним, если  $a_i$  — гауссова и

$$\langle a_i \rangle = 0, \quad \langle a_i a_j \rangle = C_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, N,$$

где  $\mathbb{C}$  — ковариационная матрица, то плотность вероятности распределения вектора  $\{\mathbf{a}\}$  имеет вид:

$$P(\mathbf{a}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^N \det(\mathbb{C})}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{a}^T \mathbb{C}^{-1} \mathbf{a}\right) \quad (12)$$

**Формула Байеса.** Пусть имеется случайный вектор  $\mathbf{a}$ , а измеряем мы вектор  $\mathbf{g}$ . Плотность вероятности совместного распределения выражается через условные вероятности:

$$P(\mathbf{a}, \mathbf{g}) = P(\mathbf{a}|\mathbf{g})P(\mathbf{g}) = P(\mathbf{g}|\mathbf{a})P(\mathbf{a}) \quad (13)$$

здесь  $P(\mathbf{a}|\mathbf{g})$  и  $P(\mathbf{g})$  — апостериорные вероятности,  $P(\mathbf{a})$  — априорная вероятность,  $P(\mathbf{g}|\mathbf{a})$  — функция правдоподобия. Задача заключается, как правило, в нахождении апостериорной вероятности  $P(\mathbf{a}|\mathbf{g})$ .

## 2.2 Байесовский подход в фазовых измерениях

**Шаг 1.** Вектор  $\mathbf{g}$  уже измерен, и для данных конкретных измерений  $P(\mathbf{g}) = 1$ , тогда:

$$P(\mathbf{a}|\mathbf{g}) = P(\mathbf{g}|\mathbf{a})P(\mathbf{a}) \quad (14)$$

— апостериорная вероятность получить вектор  $\mathbf{a}$ , если измерения дали вектор  $\mathbf{g}$ .

**Шаг 2.** Сопоставим вектору  $\mathbf{a}$  некоторый «идеальный» вектор измерений  $\tilde{\mathbf{g}} = \mathbb{P}\mathbf{a}$ , где  $\mathbb{P}$  — матрица преобразования. Теперь можно сказать:

$$P(\mathbf{g}|\mathbf{a}) = P(\mathbf{g}|\tilde{\mathbf{g}}). \quad (15)$$

Связь между  $\mathbf{g}$  и  $\tilde{\mathbf{g}}$ :

$$\begin{cases} \mathbf{g} = \tilde{\mathbf{g}} + \mathbf{n}, \\ \langle n_i \rangle = 0; \quad \langle n_i n_j \rangle = \delta_{ij} \sigma_i^2, \\ P(\mathbf{n}) = \frac{1}{(2\pi)^M \sqrt{\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_{2M}^2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{n}^T \Sigma^{-1} \mathbf{n}\right) \end{cases} \quad (16)$$

Где  $\mathbf{n}$  — вектор шумов измерений,  $\Sigma$  — ковариационная матрица флуктуаций. Так как  $\mathbf{n} = \mathbf{g} - \tilde{\mathbf{g}}$ , то  $P(\mathbf{n}) = P(\mathbf{g} - \tilde{\mathbf{g}})$  — функция правдоподобия (15). Теперь из (16) и (12) получим выражение для апостериорной вероятности  $P(\mathbf{a}|\mathbf{g})$ . (Для студентов):

$$\begin{cases} P(\mathbf{a}|\mathbf{g}) = P(\mathbf{g}|\mathbf{a})P(\mathbf{a}) = P(\mathbf{g}|\tilde{\mathbf{g}})P(\mathbf{a}) = \frac{\exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{g}-\tilde{\mathbf{g}})^T \Sigma^{-1} (\mathbf{g}-\tilde{\mathbf{g}}) - \frac{1}{2} \mathbf{a}^T \mathbb{C}^{-1} \mathbf{a}\right]}{(2\pi)^M \sqrt{(2\pi)^N \sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_{2M}^2 \det(\mathbb{C})}}, \\ \tilde{\mathbf{g}} = \mathbb{P}\mathbf{a}. \end{cases} \quad (17)$$

Имея выражение для плотности распределения апостериорной вероятности  $P(\mathbf{a}|\mathbf{g})$ , можно получить оценку для вектора  $\mathbf{a}$ , например: среднее значение распределения (или наиболее вероятное, или медианное значение).

## 2.3 Сравнение байесовского подхода и МНК

Выберем в качестве оценки для вектора  $\mathbf{a}$  наиболее вероятное значение, как и в методе наименьших квадратов. Для его нахождения приравняем нулю производную  $P(\mathbf{a}|\mathbf{g})$  по  $\mathbf{a}$ . В результате получаем соотношение:

$$\mathbb{P}^T \Sigma^{-1} (\mathbb{P}\mathbf{a} - \mathbf{g}) + \mathbb{C}^{-1} \mathbf{a} = 0 \rightarrow (\mathbb{P}^T \Sigma^{-1} \mathbb{P} + \mathbb{C}^{-1}) \mathbf{a} = \mathbb{P}^T \Sigma^{-1} \mathbf{g}. \quad (18)$$

Для простоты предположим, что дисперсии  $\sigma_i^2$  шумов измерений всех компонент вектора  $\mathbf{g}$  в (16) одинаковы, в этом случае матрица ковариаций  $\Sigma$  пропорциональна единичной  $\mathbb{E}$  и уравнение (18) принимает вид:

$$(\mathbb{P}^T \mathbb{P} + \sigma^{4M} \mathbb{C}^{-1}) \mathbf{a} = \mathbb{P}^T \mathbf{g}. \quad (19)$$

Полученное уравнение отличается от (7) слагаемым  $\sigma^{4M} \mathbb{C}^{-1}$  в матрице, которая умножается на вектор  $\mathbf{a}$ .

**Вывод:** оценка вектора  $\mathbf{a}$ , которая получается из решения (19) в результате применения байесовского подхода, существенно отличается от решения уравнения (7), использующего МНК, если велики шумы измерений градиентов фазы (значение  $\sigma^{4M}$ ).

### 3 Задания по Лекции 6

1. Вывести формулу (11).
2. Получить выражение (17) для апостериорной вероятности  $P(\mathbf{a}|\mathbf{g})$ .

### 4 Вопросы по Лекции 6

1. Разложение ВФ по функциям отклика корректора, метод наименьших квадратов.
2. Восстановление ВФ с учетом статистики фазовых искажений, байесовский подход.

## Список литературы

1. J. Hermann, J. Opt. Soc. Am. **70**, p.28 (1980).
2. <http://mathworld.wolfram.com/Moore-PenroseMatrixInverse.html>
3. Wallner E. P., J. Opt. Soc. Am. **73**, p.1771 (1983).
4. Bakut P. A., Kirakosyants V. E., Loginov V. A., Solomon C. J., Dainty J.C., Opt. Commun., **109**, p.10 (1994).