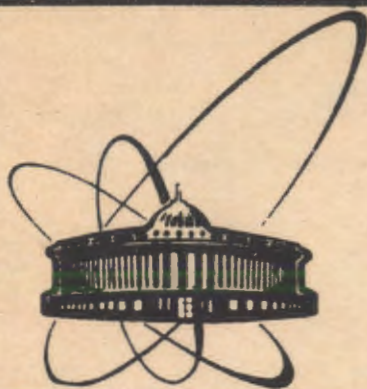


91-482



ОБЪЕДИНЕННЫЙ  
ИНСТИТУТ  
ЯДЕРНЫХ  
ИССЛЕДОВАНИЙ  
ДУБНА

P10-91-482

А. Ж. Кетикян\*, Е. В. Комиссаров, В. С. Курбатов,  
И. Н. Силин

НОВЫЙ АЛГОРИТМ МИНИМИЗАЦИИ  
 $\chi^2$ -ФУНКЦИОНАЛОВ ПРИ НАЛИЧИИ СВЯЗЕЙ

Направлено в журнал "Nuclear Instruments  
and Methods"

\*Ереванский физический институт

1991

DF - прямоугольная матрица, у которой nc строк и np столбцов.

Запишем эти матрицы следующим образом:

$$DC = \left( \begin{array}{ccc|ccc} \frac{\partial c_1}{\partial x_1} & \frac{\partial c_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial c_1}{\partial x_{np-nc}} & \frac{\partial c_1}{\partial x_{np-nc+1}} & \dots & \frac{\partial c_1}{\partial x_{np}} \\ \frac{\partial c_2}{\partial x_1} & \frac{\partial c_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial c_2}{\partial x_{np-nc}} & \frac{\partial c_2}{\partial x_{np-nc+1}} & \dots & \frac{\partial c_2}{\partial x_{np}} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial c_{nf}}{\partial x_1} & \frac{\partial c_{nf}}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial c_{nf}}{\partial x_{np-nc}} & \frac{\partial c_{nf}}{\partial x_{np-nc+1}} & \dots & \frac{\partial c_{nf}}{\partial x_{np}} \end{array} \right) = \left( \begin{array}{c|c} DC1 & DC2 \end{array} \right);$$

DC1 - прямоугольная матрица  $nf \times (np-nc)$ ,  
DC2 - прямоугольная матрица  $nf \times nc$ .

Аналогично

$$DF = \left( \begin{array}{ccc|ccc} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_{np-nc}} & \frac{\partial f_1}{\partial x_{np-nc+1}} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_{np}} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_2}{\partial x_{np-nc}} & \frac{\partial f_2}{\partial x_{np-nc+1}} & \dots & \frac{\partial f_2}{\partial x_{np}} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial f_{nc}}{\partial x_1} & \frac{\partial f_{nc}}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_{nc}}{\partial x_{np-nc}} & \frac{\partial f_{nc}}{\partial x_{np-nc+1}} & \dots & \frac{\partial f_{nc}}{\partial x_{np}} \end{array} \right) = \left( \begin{array}{c|c} DF1 & DF2 \end{array} \right);$$

DF1 - прямоугольная матрица  $nc \times (np-nc)$ ,  
DF2 - квадратная матрица  $nc \times nc$ .

Тогда система (2) может быть записана в виде

$$F^0 + DF1 \cdot X1 + DF2 \cdot X2 = 0, \quad (5)$$

где

$$\vec{X} = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_{np-nc} \\ X_{np-nc+1} \\ \vdots \\ X_{np} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \vec{X}_1 \\ \vec{X}_2 \end{pmatrix}$$

и

$$\vec{X}_1 = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_{np-nc} \end{pmatrix}, \quad \vec{X}_2 = \begin{pmatrix} X_{np-nc+1} \\ \vdots \\ X_{np} \end{pmatrix}$$

Выразим  $\vec{X}_2$  через  $\vec{X}_1$ , используя уравнение (5):

$$\vec{X}_2 = -DF2^{-1} \cdot \vec{F}^0 - DF2^{-1} \cdot DF1 \cdot \vec{X}_1 \quad (6)$$

Используя запись (3) и (6), получим выражение для вектора  $\vec{C}$ :

$$\begin{aligned} \vec{C}(\vec{X}) &= \vec{C}^0 + DC1 \cdot \vec{X}_1 + DC2 \cdot \vec{X}_2 = \\ &= \vec{C}^0 + DC1 \cdot \vec{X}_1 - DC2 \cdot DF2^{-1} \cdot \vec{F}^0 - DC2 \cdot DF2^{-1} \cdot DF1 \cdot \vec{X}_1 = \\ &= (\vec{C}^0 - DC2 \cdot DF2^{-1} \cdot \vec{F}^0) + (DC1 - DC2 \cdot DF2^{-1} \cdot DF1) \cdot \vec{X}_1 \end{aligned} \quad (7)$$

Подставим (7) в (1):

$$\chi^2 = \sum_{i,j} (D_i^0 - A \cdot \vec{X}_1)_i \cdot G_{ij} \cdot (D_j^0 - A \cdot \vec{X}_1)_j \quad (8)$$

Здесь

$$\begin{aligned} D_i^0 &= (\vec{C}^0 - DC2 \cdot DF2^{-1} \cdot \vec{F}^0)_i - C_i^m, \\ A &= -DC1 + DC2 \cdot DF2^{-1} \cdot DF1 \end{aligned} \quad (9)$$

Выражение (8) можно переписать в виде

$$\chi^2 = T^0 - 2 \cdot \vec{T} \cdot \vec{X}_1 + \vec{X}_1^T \cdot H \cdot \vec{X}_1 \quad (10)$$

где

$$T^0 = \sum_{i,j} D_i^0 \cdot G_{ij} \cdot D_j^0$$

$$T_k = \sum_{i,j} D_i^0 \cdot G_{ij} \cdot A_{jk}$$

$$H_{kl} = (A^T \cdot G \cdot A)_{kl}$$

Из условия минимума функционала (10)

$$\frac{\partial \chi^2}{\partial (X_1)_m} = -2 \cdot T_m + 2 \cdot (H \cdot \vec{X}_1)_m = 0 \quad (11)$$

найдем искомые оценки параметров:

$$\begin{aligned} \vec{X}_1^* &= H^{-1} \cdot \vec{T}, \\ \vec{X}_2^* &= -DF2^{-1} \cdot \vec{F}^0 - DF2^{-1} \cdot DF1 \cdot \vec{X}_1^* \end{aligned} \quad (12)$$

Для получения дальнейших формул будет полезно следующее представление:

$$\begin{aligned} D^0 &= A \cdot \vec{X}_1^t + E(C^m) - C^m, \\ T &= H \cdot \vec{X}_1^t + A^T \cdot G \cdot [E(C^m) - C^m], \\ A &= -DC1 + DC2 \cdot DF2^{-1} \cdot DF1 \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \vec{X}_1^* &= \vec{X}_1^t + H^{-1} \cdot A^T \cdot G \cdot [E(C^m) - C^m], \\ \vec{X}_2^* &= \vec{X}_2^t - DF2^{-1} \cdot DF1 \cdot H^{-1} \cdot A^T \cdot G \cdot [E(C^m) - C^m] \end{aligned}$$

При получении формул (13) использовалось естественное предположение:

$$E(\vec{C}^*) = \vec{C}^0 + DC \cdot \vec{X}^t = \vec{C}^0 + DC1 \cdot \vec{X}1^t + DC2 \cdot \vec{X}2^t$$

Здесь:  $\vec{X}^t, \vec{X}1^t, \vec{X}2^t$  - истинные значения параметров  $\vec{X}$ .

Используя представления (13), получим

$$\begin{aligned} E(\vec{X}1^*) &= \vec{X}1^t, \\ E(\vec{X}2^*) &= \vec{X}2^t. \end{aligned} \quad (14)$$

Т.е. оценки параметров  $\vec{X}1^*, \vec{X}2^*$  - несмещённые.

Выражения для матриц ошибок:

$$\begin{aligned} E[(\vec{X}1^* - \vec{X}1^t) (\vec{X}1^* - \vec{X}1^t)^T] &= H_{11}^{-1}, \\ E[(\vec{X}1^* - \vec{X}1^t) (\vec{X}2^* - \vec{X}2^t)^T] &= -[H^{-1} \cdot (DF2^{-1} \cdot DF1)^T]_{1,2}, \\ E[(\vec{X}2^* - \vec{X}2^t) (\vec{X}2^* - \vec{X}2^t)^T] &= [(DF2^{-1} \cdot DF1) \cdot H^{-1} \cdot (DF2^{-1} \cdot DF1)^T]_{2,2}. \end{aligned} \quad (15)$$

Наконец, после несложных, но громоздких преобразований:

$$E(\chi^2(\vec{X}^*)) = n\bar{f} - n\bar{p} + n\bar{c}.$$

### 3. ОБЩИЙ СЛУЧАЙ

В общем случае функции  $\vec{C}$  и  $\vec{f}$  нелинейны, и поиск минимума производится в результате итерационного процесса. Пусть  $\vec{X}1^v$  и  $\vec{X}2^v$  - значения параметров на  $v$ -й итерации. В малой окрестности вектора  $\vec{X}^v = (\vec{X}1^v, \vec{X}2^v)$  функции  $\vec{C}$  и  $\vec{f}$  можно считать линейными, и мы можем применить все предыдущие формулы. При этом

$$\vec{C}(\vec{X}) = \vec{C}(\vec{X}^v) + DC^v \cdot (\vec{X} - \vec{X}^v); \quad \vec{C}^0 = \vec{C}^v + DC^v \cdot \vec{X}^v,$$

$$\vec{f}(\vec{X}) = \vec{f}(\vec{X}^v) + DF^v \cdot (\vec{X} - \vec{X}^v) = \vec{F}^0 + DF^v \cdot \vec{X}^v.$$

Т.е.

$$\vec{C}^0 = \vec{C}^v + DC^v \cdot \vec{X}^v,$$

$$\vec{F}^0 = \vec{f}^v + DF^v \cdot \vec{X}^v.$$

Здесь

$$\vec{C}^v = \vec{C}(\vec{X}^v), \quad \vec{f}^v = \vec{f}(\vec{X}^v),$$

$$DC^v = DC(\vec{X}^v), \quad DF^v = DF(\vec{X}^v).$$

Значения вектора  $\vec{X}^{v+1}$  (следующая итерация) рассчитываются по формулам (12) и (6).

Естественно, возникает несколько вопросов. Как контролировать применимость линейного приближения, которое мы используем? А также: как производить разбиение вектора  $\vec{X}$  на два подвектора:  $\vec{X}1$  и  $\vec{X}2$ ? Наконец, последний момент: решение задачи можно искать и в рамках метода множителей Лагранжа. Решения должны быть одинаковы, шаги, вычисленные обоими способами, должны совпадать, т.к. это решения одной и той же линейной задачи, или одного и того же линейного приближения нелинейной задачи, полученные двумя разными правильными способами. Контролировать сходимость следует точно так же, как и в работе<sup>[11]</sup>, т.е. требовать, чтобы на каждой итерации уменьшались либо  $\chi^2$  по экспериментальным точкам, либо сумма квадратов взвешенных невязок уравнений связи. Быстрое уменьшение вычисляемых шагов говорит о приближении к решению и малом влиянии пренебрежённых членов со вторыми производными (соответственно - удовлетворительной оценке матрицы ошибок).

Что касается разбиения параметров на векторы  $\vec{X}1$  и  $\vec{X}2$ , нам требуется выбрать такое подмножество параметров  $\vec{X}2$ , чтобы решение (6) было неособенным и не слишком плохо

обусловленным. Дорогой способ - полный перебор вариантов и выбор наиболее обусловленного из них.

В действительности нужно найти первый удовлетворительно обусловленный вариант. Например, нормируем все уравнения связи, проверяем 1-й параметр: если есть ненулевая производная по нему хотя бы у одного уравнения связи, включаем его в  $X_2$ . Далее ищем 2-й параметр, у которого есть ненулевая производная у одного из оставшихся уравнений связи. Проверяем обусловленность системы выбранных уравнений связи по отношению к выбранным параметрам. Если обусловленность неудовлетворительна, проверяем другие уравнения связи на предмет обусловленности и, если все плохие, то такой параметр бракуем и переходим к следующему.

После выбора третьего параметра проверяем обусловленность уже трёх уравнений и т.д. При добавлении каждого последующего параметра требование на обусловленность надо резко ослаблять.

С чисто математической точки зрения любой неособенный вариант эквивалентен, но плохо обусловленный вариант может вызвать большие потери точности при вычислениях.

Предложенный метод был проверен на том же экспериментальном материале, что и в работе<sup>[11]</sup>. Выбор вектора  $X_2$  проводился упрощённым способом, а именно, на первой итерации рассчитывалась приближённая матрица ошибок:

$$U = (DC^T \cdot G \cdot DC)^{-1}$$

На следующих итерациях использовалась матрица ошибок, полученная на предыдущей итерации.

Затем бралось первое уравнение связи и отбирался такой параметр  $x_k$ , для которого произведение

$$\frac{\partial f_1}{\partial x_k} \cdot \sqrt{U_{kk}}$$

по модулю было максимально. Этот параметр считался 1-й компонентой вектора  $X_2$ . Затем бралось второе уравнение связи

и среди оставшихся параметров  $x_i$  ( $i \neq k$ ) отбирался такой параметр  $j$ , для которого производная не равна нулю. Для этих параметров  $k$  и  $j$  строились два вектора:

$$\vec{v}_1 = \left\{ \frac{\partial f_1}{\partial x_k}, \frac{\partial f_1}{\partial x_j} \right\}$$

$$\vec{v}_2 = \left\{ \frac{\partial f_2}{\partial x_k}, \frac{\partial f_2}{\partial x_j} \right\}$$

Далее рассчитывалась матрица  $v_{ij} = \vec{v}_i \cdot \vec{v}_j$  ( $i, j = 1, 2$ ) и факторы корреляции  $r_{ij} = v_{ij} \cdot v_{ij}^{-1}$ . Большие коэффициенты  $r_{ij}$  означают плохую обусловленность системы связей по параметрам, и поиск второго параметра продолжался. В случае, если матрица удовлетворительно обусловлена, мы переходим к выбору третьего параметра и т.д.

Контроль сходимости проводился так же, как и в работе<sup>[11]</sup>: на каждой итерации рассчитывалась невязка уравнений связи:

$$vrf0 = \sum \frac{f_i^2}{(\delta f_i)^2}$$

Рассчитывались новые значения векторов  $X_1^{p+1}$  и  $X_2^{p+1}$  по формулам (6), (9), (10), (12). Рассчитывается невязка  $vrf1$  при новых значениях  $X_1^{p+1}$  и  $X_2^{p+1}$ . Если  $vrf1 > vrf0$ , то шаг приращения уменьшается вдвое и т.д., пока  $vrf1 < vrf0$ . Так же, как и в<sup>[11]</sup>, на каждой итерации рассчитывался параметр

$$ak = \max_i \left\{ \frac{abs(\delta x_i)}{\sigma x_i} \right\}$$

Процесс считался сходящимся, если  $ak \rightarrow 0$ . Так же, как и в работе<sup>[11]</sup>, наблюдалась чёткая корреляция: при  $ak \rightarrow 0$   $vrf0 \rightarrow 0$ . Итерационный процесс прекращался при  $ak < \epsilon$ , где  $\epsilon$  - малая величина (в нашем случае  $\epsilon = 0,04$ ).

Было проведено сравнение двух итерационных процессов: метод, описанный в этой работе, и метод множителей Лагранжа (работа<sup>[11]</sup>) - на одном и том же экспериментальном материале.

результаты сравнения: при одних и тех же критериях сходимости решения совпадали, совпадали и матрицы ошибок. Иначе говоря, численное сравнение показало полную эквивалентность этих двух методов. С практической точки зрения этот метод, по нашему мнению, предпочтительнее, т.к. он требует меньше вычислительной работы, чем метод множителей Лагранжа и применим к более широкому классу задач.

В заключение заметим, что алгоритм легко обобщается и на случай связей типа неравенств

$$f_{\lambda}(\vec{X}) \geq 0.$$

В этом случае в каждой итерации отбираются те неравенства, которые не выполняются, и они заменяются на равенства

$$f_{\lambda}(\vec{X}) = 0.$$

Таким образом, задача свелась к уже решённой.

Есть тонкость: чтобы форсированно не сойтись к границе, следует исключать и те связи, для которых  $f_{\lambda}(\vec{X}) \approx 0$  и скалярное произведение градиентов  $\chi^2(\vec{X})$  и  $f'_{\lambda}(\vec{X})$  отрицательно, т.е.  $\chi^2$  убывает внутрь разрешённой области.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. А.Х. Кетикян, Е.В. Комиссаров, В.С. Курбатов, И.Н. Силин, "Кинематический фит: нетрадиционный подход к традиционной проблеме", оияя, РЮ-91-483, Дубна, 1991.

Рукопись поступила в издательский отдел

6 ноября 1991 года.