

сообщения
объединенного
института
ядерных
исследований
дубна

3-684

P10-87-894

В.Б.Злоказов

МЕТОД ДЕКОМПОЗИЦИОННОЙ ФИЛЬТРАЦИИ
РАСПРЕДЕЛЕНИЙ
С ПОМОЩЬЮ НЕЛИНЕЙНОЙ
ОБОВЩЕННОЙ ПОДГОНКИ

1987

Введение

Метод обобщенной подгонки наиболее целесообразно применять для решения задач декомпозиции или декомпозиционной фильтрации распределений. Декомпозиция (аддитивная) – разложение функции на тем или иным способом формализованные компоненты; фильтрация – выделение из функции какой-либо одной такой компоненты.

Данная работа возникла как обобщение работы /1/, описывающей метод робастной подгонки регрессий, в котором робастность достигается за счет корректировки весов в квадратичной метрике. При этом считалось, что

1) если наблюдаемая регрессия $s(x)$ имеет вид

$$s(x) = p(x) + b(x) + e(x) ,$$

где $e(x)$ – "нормальная" погрешность, а $b(x)$ – дополнительная, "грубая", то задача заключается в фильтрации $p(x)$ из $s(x)$;

2) мы можем объединить $b(x)$ и $e(x)$ в единую погрешность $u(x)$ и считать $s(x)$ выборочной траекторией процесса со средним $p(x)$ и погрешностью $u(x)$.

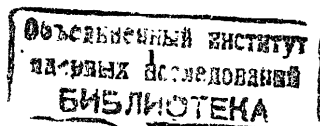
Правильно указав норму $u(x)$ в весах в МНК-процедуре, мы можем ожидать, что при некоторых условиях МНК-оценка $p(x)$ будет достаточно эффективной. Обобщение, достигнутое в данной работе, состоит в том, что под $b(x)$ может пониматься любая "мешающая" величина, если задача состоит в выделении лишь $p(x)$.

1. Типичные задачи декомпозиционной фильтрации

а) Экспериментальные данные чаще всего представляют собой суммы регистрируемых событий, а потому соответствующие регрессии являются суммами компонент, описываемых неотрицательными функциями:

$$s(x) = \sum_{i=1}^n p_i(x) + e(x) = m(x) + e(x) , \quad (I)$$

и лишь помеха $e(x)$ считается обычно знакопеременной. Норма $\|e(x)\|$ предполагается известной. Обработка данных часто может трактоваться как задача эффективного (в смысле МНК) отфильтрования компоненты



p_1 , для определенности $p_1(x)$. В силу неотрицательности $p_1(x)$ мы можем, пользуясь геометрической интерпретацией $p_1(x)$, определить ее как функцию, огибающую $m(x)$ снизу. Тогда задача ставится так: построить по $s(x)$ оценку $p_1(x)$, оптимальную с точки зрения критерия среднеквадратичного отклонения.

б) Пусть решается задача параметрической аппроксимации со связями:

$$\text{найти } \min \sum_{j=1}^n w(x_j) * (y(x_j) - f(x_j, p))^{**2} \quad (2)$$

$$\text{при связях } R(f(x, p)) \geq 0. \quad (3)$$

Связи эти могут задаваться весьма неточным, качественным образом: например, пусть известна априорная оценка решения $f(x, p_0)$ и предполагается, что R в (3) есть оператор либо малых в метрическом смысле деформаций $f(x, p_0)$, либо простых, легко описываемых синтаксически, трансформаций $f(x, p_0)$ (сдвигов, уширений и т.д.); знак "больше-равно" в (3) существенен, так как предполагается, что решение не обязательно лежит на поверхности

$$R(f(x, p)) = 0.$$

В этот формализм, в частности, укладывается такой популярный в последнее время среди физиков прием: часто (хотя и не всегда) можно описать довольно точно (на основе теоретических, калибровочных и т.д. сведений) некоторые зависимости между частью параметров:

$$u(p) = 0 \quad \text{или более обще} \quad u(x, p) = 0.$$

Эту зависимость можно, в свою очередь, аппроксимировать параметрическим выражением $a(q)$ ($a(x, q)$) от меньшего числа параметров q . Если уравнение $u(p) = a(q)$ разрешимо относительно p , то взяв $p = u^{**(-1)}(a(q))$ и подставив их в f , мы получим функцию меньшего числа параметров. Такой прием часто позволяет действительно повысить точность и устойчивость решения задачи (2). При этом параметры p можно определять из одних зависимостей u , а другие задавать как связи типа (3). Мы можем записать такое представление

$$f(x, p) = f_1(x, p) + f_2(x, p),$$

где функция $f_1(x, p)$ удовлетворяет связям (3), а $f_2(x, p)$ есть разность функций f и f_1 . При таком подходе исходная задача также оказывается задачей декомпозиционной фильтрации: выделить эффективным способом из $y(x)$ компоненту f_1 .

в) Еще более интересный пример представляет собой задача получения устойчивого решения алгебраической системы методами квадратичной аппроксимации. Пусть дана система

$$A * f = y, \quad (4)$$

где $f, y \in L_1$, а A - оператор, линейный или нелинейный, не имеющий на всем L_1 ограниченного обратного. Решение (4) можно искать методами аппроксимации:

$$f = \arg \min_f \|A * f - y\|.$$

Но при этом решение может оказаться неустойчивым к различным факторам: погрешности y, A , процедуре нахождения минимума и даже ЭВМ, на которой производятся вычисления. Можно записать такое представление

$$f = f_1 + f_2,$$

где f_1 - истинное, единственное решение, отвечающее истинным y, A и некоторому идеальному алгоритму, дающему это решение, а f_2 - добавка, вносимая неустойчивостью. По определению, f_1 есть устойчивое решение задачи (4). Следовательно, задача получения этого решения есть тоже задача декомпозиционной фильтрации: выделить эффективным способом из $[A^{**(-1)} * y]$ компоненту f_1 .

Примечание I. Предыдущим рассуждениям можно придать более строгую форму. Пусть S_1 - множество функций (например, компакт), переводимое оператором A в множество S_2 (для определенности - с центром в y_0 и диаметром de_1) так, что оператор $A^{**(-1)}$ на S_2 ограничен. Если $y \in S_2$, то решение $f = A^{**(-1)} * y$ устойчиво. Но если y берется из Y_2 некоторого пополнения S_2 функциями из области определения $A^{**(-1)}$, такого, что $\|y - y_0\| < de_1$, то $A^{**(-1)}$ ограниченным в общем случае уже не будет. Пусть y_1 - проекция y на S_2 , а $f_1 = A^{**(-1)} * y_1$. Мы можем представить решение $f = A^{**(-1)} * y$ для $y \in Y_2$ так:

$$f = f_1 + f_2, \quad \text{где } f_2 = f - f_1.$$

Итак, имеется задача: дана

$$y(x) = f_1(x) + f_2(x) + e(x),$$

$$y(x) \in K_1, \quad f_1(x) \in K_2, \quad e(x) - \text{погрешность, } K_1, K_2 - \text{клас-}$$

сы функций; требуется: построить по $y(x)$ на классе функций K_3 $g(x)$ -оценку функции $f_1(x)$ - так, чтобы

$$g(x) = \arg \min_{K_3} \|g(x) - f_1(x)\|_{L_2}, \quad (5)$$

K_3

задача допускает эффективное решение, в частности, при выполнении следующих условий:

1) существует параметрическое семейство $K_3 = [g(x, p), p \in R]$, p - параметр, такое, что K_2 принадлежит K_3 , но y не принадлежит K_3 ;

2) можно построить метрику ρ_0 на $K_3 \cup K_1$ так, что имеет место

$$\min_{K_3 \cup K_1} \rho_0(y, g) \rightarrow \min_{K_3} \|f_1 - g\|_{L_2}.$$

$K_3 \cup K_1$

K_3

Ниже мы рассмотрим важный на практике частный случай, когда выполнение этих условий возможно.

2. Универсальный метод нелинейной аппроксимации и параметризации функций

Для построения семейства K_3 мы можем воспользоваться методом, изложенным в работе /2/. Применительно к данной задаче он состоит в следующем. Пусть на основании априорных сведений мы имеем $g_0(x)$ - априорную оценку функции $f_1(x)$. Строим параметрическое семейство функций $[g_0(P_n(x))]$, где $P_n(x)$ - функция, зависящая от n параметров и способная при $n \rightarrow \infty$ аппроксимировать произвольную непрерывную функцию, например полином, сплайн и т.д. Функция g_0 названа в работе /2/ грубой моделью аппроксимируемой функции. Если $g_0(x)$ - грубая модель функции $f(x)$, то при некоторых условиях выражение $g_0(P_n(x))$ будет при $n \rightarrow \infty$ аппроксимировать $f(x)$. Использование такой обобщающей понятие аппроксиманта конструкции позволяет аппроксимировать функции с помощью числа параметров, меньшего, чем у обычных аппроксимантов.

Данный подход допускает обобщение. Пусть задана непрерывная функция $f(x)$, $x \in X$ и пусть $P_n(x)$ и $Q_\ell(x)$ являются функциями, способными аппроксимировать при $n, \ell \rightarrow \infty$ произвольную непрерывную функцию. Так же, как и в работе /1/, можно показать, что при выполнении ряда условий процедура будет давать требуемое решение с приемлемой точностью.

Определение. Непрерывную, отличную от константы функцию $m(x)$ мы назовем грубой моделью функции $f(x)$, если существуют 2 такие непрерывные функции $r(x)$ и $h(x)$, что справедливо представление

$$f(x) = r(x) * m(h(x)).$$

Теорема 1. Любая неравная тождественно константе аналитическая функция $m(x)$, $x \in X$, является грубой моделью любой непрерывной функции, определенной на X .

Доказательство. У аналитической функции, не равной тождественно константе, имеется на всей оси не более, чем счетное множество нулей. Возьмем отрезок (x_1, x_2) между двумя произвольными смежными нулями x_1 и x_2 . Всегда найдется непрерывная функция $h(x)$, которая отображает X в отрезок (x_1+d, x_2-d) , где d - малое число, меньшее, чем $(x_2-x_1)/2$. Но тогда выражение $r(x)=f(x)/m(h(x))$ будет определять на X непрерывную функцию, что и завершает доказательство.

Теорема 2. Если $m(x)$ - грубая модель непрерывной функции $f(x)$, то выражение $Q_\ell(x)*m(P_n(x))$, где $Q_\ell(x)$ и $P_n(x)$ - полиномы степеней ℓ и n со свободными коэффициентами, будет при $\ell \rightarrow \infty$ и $n \rightarrow \infty$ аппроксимировать $f(x)$ в метриках C , L_1 и L_2 .

Доказательство. Так как m - грубая модель, то существуют непрерывные $r(x)$ и $h(x)$, такие, что

$$f(x) = r(x) * m(h(x)).$$

По теореме Вейерштрасса для любых $\delta_1 > 0$ и $\epsilon_{ps} > 0$ найдутся $Q_\ell(x)$ и $P_n(x)$, аппроксимирующие $r(x)$ и $h(x)$ с погрешностями ϵ_{ps} и δ_1 .

$$f(x) - Q_\ell(x)*m(P_n(x)) = (r(x)-Q_\ell(x))*m(h(x)) + Q_\ell(x) * (m(P_n(x)) - m(h(x))).$$

Для любого ϵ_{ps} найдется δ_1 такое, что если $|P_n(x) - h(x)| < \delta_1$, то $|m(P_n(x)) - m(h(x))| < \epsilon_{ps}$. Другими словами, для любого ϵ_{ps} найдется δ_1 такое, что

$$|f(x) - Q_\ell(x)*m(P_n(x))| < m_1*\epsilon_{ps} + m_2*\epsilon_{ps} = (m_1+m_2)*\epsilon_{ps},$$

где $m_1 = \max m(h(x))$, $m_2 = \max Q_\ell(x)$. Теорема доказана.

Зная δ_{1-} и ϵ_{ps} - погрешности аппроксимации $m(x)$ и $r(x)$, мы можем вычислить и $(m_1+m_2)*\epsilon_{ps}$ - погрешность аппроксимации $f(x)$.

Примечание 2. Из доказательства теоремы I видно, что грубой моделью непрерывной функции может быть любой кусок аналитической функции, заключенный между 2 нулями. Но, разумеется, наибольшую экономию параметров и в то же время наибольшую точность аппроксимации даст модель, близкая к аппроксимируемой функции:

а) в метрическом смысле;

б) или в синтаксическом смысле, т.е. дающая эту функцию с помощью элементарных, легко распознаваемых преобразований.

Посмотрим теперь, как происходит экономия параметров. Если мы имеем полином степени n_1 , то мы можем приблизить функцию $f(x)$ лишь с точностью до выражения, зависящего от старших, чем n_1 , степеней x . Пусть теперь мы имеем грубую модель $m(x)$, равную, например, сумме первых n_2 членов разложения $f(x)$ в степенной ряд. Тогда выражение $m(P(x))$, где $P(x)$ - полином степени n_1 , будет полиномом степени n_1*n_2 . Пусть

$$m(x) = \sum_i a_i * x^{**i}, \quad P(x) = \sum_j b_j * x^{**j}.$$

Имеем

$$m(P(x)) = a_1*P(x) + \sum_{i \neq 1} a_i*(P(x))^i.$$

С какой бы точностью ни аппроксимировал i -й член функцию $f(x)$, всегда есть возможность приблизить остаток $2-i$ членом и добиться тем самым большей точности. В идеальном случае $m(P(x))$ будет приближать $f(x)$ с точностью до выражения от степеней x , больших, чем n_1*n_2 . Аналогично тому, как это было сделано в работе /2/, данный подход распространяется и на случай произвольных аппроксимантов Q и R и на многомерный случай.

Данный подход дает возможность нелинейной параметризации функций, заданных таблицей или графиком, а именно: если $f(x)$ - таблично-заданная функция, то семейство функций

$$[Q\ell(x) * f(Pn(x))],$$

зависящее от параметров полиномов Q и P , обладает двумя чертами, важными для решения задач декомпозиционной фильтрации:

- 1) способностью аппроксимировать любую функцию при росте ℓ и n ;
- 2) способностью не аппроксимировать заданную функцию при фиксированных ℓ и n за счет выбора специфической модели.

Примечание 3. Можно поставить задачу построения указанного семейства функций (назовем его S) так, чтобы оно было оптимально по своим аппроксимирующим и дискриминирующим свойствам. Пусть оно должно аппроксимировать некоторое множество функций F_1 и одновременно дискриминировать множество функций F_2 . Оптимальную грубую модель m и степени полиномов n и ℓ даст решение следующей двойственной вариационной задачи: найти m, n и ℓ такие, что сумма расстояний от S до F_1 была минимальной, а сумма расстояний от S до F_2 была максимальной.

Табличный способ задания функций, которые с помощью интерполяции можно дополнить до непрерывной функции, обеспечивает максимальную гибкость и маневренность при построении моделей и при этом гарантирует аппроксимацию; таким образом, у него несомненные преимущества перед эмпирическим подбором аппроксимантов и перед использованием таких частных нелинейных аппроксимантов, как, например, приведенных в работе /4/.

3. Декомпозиция функций

Задачи декомпозиции функций могут быть систематизированы в рамках следующего формализма. Пусть

$$f(x) = \sum_{i=1}^n f_i(x) + e(x),$$

где f_i и e - функции, взаимно линейно независимые. Функция e выделяется особо, называется погрешностью функции f и имеет известную норму. Под качественной декомпозицией будем понимать отображение

$$f \rightarrow (n, [M_i]), \quad i=1, \dots, n,$$

где M_i - непересекающиеся классы функций из некоторого множества функциональных классов, такие, что

$$f_i \in M_i, \quad f_i \notin M_j \text{ при } j \neq i.$$

Под количественной декомпозицией мы будем понимать отображение

$$f \rightarrow (n, g_i), \quad i=1, \dots, n, \text{ где } g_i \in M_i.$$

Декомпозиция будет оптимальной в смысле какого-либо критерия групповой близости, если элементы g_i наиболее близки в смысле этого критерия к f_i .

Можно указать следующие модификации, исчерпывающие понятие декомпозиции: факторная декомпозиция и классификационная (дискриминант-

ная и кластеризационная). Наиболее важная и нетривиальная область действия этих процедур: распознавание структуры функций; выделение в них компонент, важных для нас в информационном или классификационном смысле. Если обобщить понятие функциональной компоненты, выделяемой при визуальном анализе графиков функций, то можно формализовать следующие типы компонент:

1) почти сосредоточенные, т.е. функции, интегрируемые в заданной степени на всей прямой, т.е. такие, что для любого ϵ и заданного положительного n существует конечная область A , $A \subset R$, такая, что

$$\left| \int_R |f(x)|^n dx - \int_A |f(x)|^n dx \right| < \epsilon;$$

2) почти периодические функции, т.е. такие, что для некоторого ϵ существует число T , такое, что для любого x имеет место

$$|f(x+T) - f(x)| < \epsilon;$$

3) распределенные компоненты, т.е. не интегрируемые на всей оси функции.

В произвольной функции могут присутствовать любые комбинации компонент перечисленного типа. Для почти сосредоточенных компонент область A будем называть интегральным носителем функции, а для почти периодических число T — почти периодом. Эти фундаментальные компоненты представляют собой наиболее универсальную типизацию элементов функций аддитивной структуры, которыми обычно описываются распределения, информационные с точки зрения экспериментальных наук.

4. Реализация метода в случае взвешенной квадратичной метрики

Рассмотрим задачу: для дискретного множества X найти

$$\min_{f, x \in X} \sum w(x) * [y(x) - f(x)]^2 \quad (6)$$

при связи

$$g(f(x)) = 0. \quad (7)$$

Здесь w , y , f , g — функции из некоторых классов. Пусть K_1 — класс функций $[f_1]$, для которых имеет место (7), и пусть K_2 — класс функций $[f_2]$, таких, что $y=f_1+f_2$. Определим скалярное произведение функций u и g : $(u, g) = \sum_x u(x)g(x)$.

Очевидна следующая

Теорема 3. Если $w(x)$ такова, что

1) w ортогональна любой $f_2 \in K_2$;

2) из $(w, f_1-f)=0$ при любой $f_1 \in K_1$ следует $f=f_1$,

то глобальный минимум (6) по $f \in (K_1 \vee K_2)$ будет давать элемент $f=f_1$.

Доказательство следует из того, что условие обращения первой вариации (6) по f будет дано выражением

$$\sum_x w*(f_1 - f) = \sum_x w*f_2, x \in X.$$

Если $y(x)$ задана с некоторой погрешностью $e(x)$, то легко видеть, что теорема распространяется на этот случай со следующей оговоркой: глобальный минимум (6) будет достигаться на элементе $t(x)$, который будет несмещенной (в детерминистском смысле, см. /3/) МНК-оценкой f_1 . Условия теоремы будут выполняться для таких важных случаев фильтрации:

а) распределенной компоненты из ее суммы с почти сосредоточенными, если объединение интегральных носителей последних не покрывает всю область определения первой;

б) почти сосредоточенной из ее суммы с другими почти сосредоточенными, если объединение интегральных носителей последних не покрывает носитель первой.

Итак, будем считать, что интегральным носителем компоненты $f_1(x)$ в (5) является множество A , $x \in A$, компоненты $f_2(x)$ — множество B , $x \in B$, причем $A \cap B = \emptyset$, а $A - B = 0$. Параметрическое семейство K_1 — семейство оценок компоненты f_1 — мы можем построить на основе метода аппроксимации, изложенного в разделе 2:

$$K_1 = [Q_\ell(x) * m(P_n(x))] ,$$

где m — грубая модель функции f_1 , а Q_ℓ и P_n — полиномы степени ℓ и n . Эту модель и степени полиномов мы можем выбрать так, чтобы K_1 содержало f_1 , но не содержало $y(x)$. Обозначим произвольный элемент из K_1 как $f(x, p)$, где p — вектор параметров размерности $\ell+n$. Искомая метрика строится так. Пусть задан вектор p_0 — вектор априорных оценок параметров p и дискретное множество X , $x \in A$. Построим квадратичное выражение

$$\sum_{x \in X} w(x, p_0) * [y(x) - f(x, p)]^2, \quad (8)$$

где

$$w(x, p_0) = \begin{cases} 1/||e(x)||^{**2}, & \text{если } |h(x)| < c \\ (1+b)/[||e(x)||^{**2}*((h(x)/c)^{**2}+b)] , & \text{иначе} \end{cases} \quad (9)$$

$h(x) = y(x) - f(x, p_0)$, c и b - заданные константы.

Пересчет весов можно вести с учетом прочих априорных сведений о решении. Минимизация (8) дает $f(x, p^*)$ - оценку $f_1(x)$. Если фильтруемая компонента должна удовлетворять связи

$$z(f_1) = 0,$$

причем на $A - B$ связь имеет место, то условие $|h(x)| < c$ в (9) при формировании весов $w(x, p_0)$ заменяется на такие условия:

$$\begin{aligned} |h(x)| < c, \\ z(f(x, p)) = 0. \end{aligned} \quad (10)$$

Механизм работы фильтра можно пояснить следующим образом. Если семейство K_1 построено настолько удачно, что расстояние $f(x, p^*)$ от $y(x)$ мало лишь на $A - B$ или (10) имеет место только на $A - B$, то минимизация (8) будет за счет больших весов w стремиться приблизить $f(x, p)$ преимущественно к $f_1(x)$. При этом, в отличие от метода штрафных функций, где отклонения от правильного решения штрафуются, здесь большие отклонения от $y(x)$ поощряются на всем множестве B за счет придания точкам этого множества очень малых весов.

Минимизация (6) и (7) на практике осуществляется с помощью итерационной процедуры. При этом можно либо фиксировать начальное $w(x, p_0)$, либо менять его на каждой итерации, считая априорной оценкой параметров их значение на предыдущей итерации. Коэффициенты c и b играют ту же роль, что и в работе [1]. Метрика (8), (9) в случае сходимости итерационного процесса будет ограниченной и при $h(x) \rightarrow \infty$ не превосходит существенно $m*(1+b)*c^{**2}$. Аналогично, коэффициент введен для того, чтобы методика включала в себя черты обычного МНК и была, следовательно, по возможности максимально эффективной. Так же, как и в работе [1], можно показать, что при выполнении ряда условий процедура будет давать требуемое решение с приемлемой точностью.

Эти условия такие:

1) достаточно высокое качество априорного решения; в частности, оно само должно удовлетворять связи (7);

2) достаточная надежность идентификации точек x , где весовая функция должна пересчитываться; это зависит от правильности выбора константы c ;

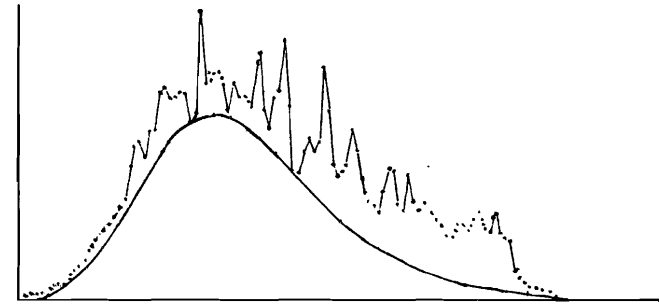


Рис. 1

Пример нейтронограммы, из которой выделена максвелловская фоновая компонента. Математическая процедура выглядела так: реальный фон не вполне описывается максвелловской кривой $f(x) = x^2 e^{-x^2/2}$; для повышения точности аппроксимации было использовано выражение $P^2(x) \cdot \exp(-D^2(x))$, где $P(x)$ - полином, а $D(x)$ - дробно-линейный полином, после чего фоновая компонента была отфильтрована как распределенная, носитель которой не покрывается целиком объединением носителей сосредоточенных компонент (пиков).

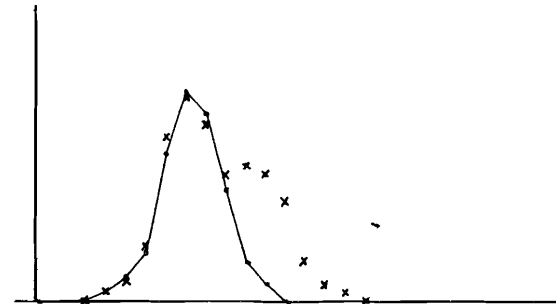


Рис. 2

Пример тестовой обработки серии распределений, из которых отфильтровывалась сосредоточенная компонента. На рисунке приведен типичный пример такого выделения. Оценки параметров в серии укладываются в соответствующие доверительные интервалы благодаря тому, что фильтрация комбинируется с МНК.

3) правильный выбор константы b ; уже при $b=1$ ($c=1$) решение может не удовлетворять связи (7), но $b=0$ может увести итерационный процесс к ложным решениям, могущим появиться как побочное следствие пересчета весовой функции на слишком большом множестве точек x ;

4) правильность задания весовой функции $w(x)$; в частности, правильный масштаб представления данных и согласованность $w(x)$ с данными.

Данный метод подгонки реализуется программой SEFIT, являющейся модификацией программы ROISM (см. /1/).

Литература

1. Злоказов В.Б. ОИЯИ, P10-86-764, Дубна, 1986.
2. Злоказов В.Б. ОИЯИ, P11-86-135, Дубна, 1986.
3. Злоказов В.Б. ОИЯИ, P10-86-502, Дубна, 1986.
4. Попов Е.А., Малагивский Н.С. Препринт № 85, АН УССР, УИИ, Львов, 1984.

Рукопись поступила в издательский отдел
22 декабря 1987 года.

Злоказов В.Б.

P10-87-894

Метод декомпозиционной фильтрации распределений
с помощью нелинейной обобщенной подгонки

Описан метод выделения из распределений, регистрируемых в экспериментах ядерной физики, таких фундаментальных информационных компонент, как финитные и периодические, с помощью аппроксимации в квадратичной метрике с весовой функцией, подобранной специальным образом. Робастная подгонка является частным случаем такой аппроксимации.

Работа выполнена в Лаборатории вычислительной техники и автоматизации ОИЯИ.

Сообщение Объединенного института ядерных исследований. Дубна 1987

Zlokazov V.B.

P10-87-894

A Method for Decomposition Filtration of Distributions
by Nonlinear Generalized Fitting

A method for filtering of such fundamental components of distributions as finite or periodic ones is described, which uses the approximation in the quadratic matrices with the weight function, chosen in a special way. The robust filtering is a particular case of such an approximation.

The investigation has been performed at the Laboratory of Computing Techniques and Automation, JINR.

Communication of the Joint Institute for Nuclear Research. Dubna 1987