УДК 53.088

А.Г. Чумаков, канд. физ.-мат. наук
(Украина, Киев, gefest@ua.fm)

Предварительная обработка зависимостей методом проекции на множество корректных измерений

Рассмотрена процедура предварительной обработки данных измерений, являющаяся дополнением к стандартным линейным методам регуляризации. Выполнена проекция на множество зависимостей с ограниченными значениями производных. Аналитический учет априорной физической информации об обрабатываемой зависимости использован для подавления случайных погрешностей, в том числе грубых (промахов). В ходе адаптивного сглаживания минимизирована оценка случайной погрешности при ограничении значения систематической. Работа алгоритма рассмотрена на примере типичной задачи структурного анализа. Алгоритм сочетает высокую эффективность машинной реализации, доступность управляющих параметров с минимальными контролируемыми искажениями сглаживаемой зависимости.

К л ю ч е в ы е   с л о в а: сглаживание зависимостей, корректные измерения.

Розглянуто процедуру попередньої обробки даних вимірювань, яка є доповненням до стандартних лінійних методів регуляризації. Здійснено проекцію на множину залежностей з обмеженими значеннями похідних. Аналітичний облік апріорної фізичної інформації про оброблювану залежність використано для придушення випадкових похибок, в тому числі грубих (промахів). Під час перебігу адаптивного згладжування мінімізовано оцінку випадкової похибки при обмеженні значення систематичної. Роботу алгоритму розглянуто на прикладі типової задачі структурного аналізу. Алгоритм поєднує високу ефективність машинної реалізації, доступність керуючих параметрів з мінімальними контрольованими спотвореннями згладжуваної залежності.

К л ю ч о в і   с л о в а: згладжування залежностей, коректні вимірювання.

Обратные задачи возникают во всех областях естествознания и техники, где проводятся количественные измерения. Непрерывно возрастают объемы и скорости поступления данных, автоматизации их сбора и обработки. Это обусловливает научное и практическое значение исследований, посвященных оценке погрешности и повышению точности решения обратной задачи. Распространенные методы регуляризации не всегда дают удовлетворительные результаты, поскольку не обеспечивают достаточную полноту и строгость учета априорной информации о физическом смысле и методике получения исходных данных.

Предварительная обработка данных измерений как прием регуляризации решения обратной задачи. Обратная задача есть восстановление информации об объекте x из множества характеристик объекта $\{X\}$ по результатам измерений y из множества данных измерений $\{Y\}$ [1]. Идеализированная модель процедуры сбора данных представляется оператором $\hat{A}$, отображающим $\{X\}$ на $\{Y\}$:

$$y = \hat{A}\,x, \quad x \in \{X\}, \quad y \in \{Y\}. \tag{1}$$

Вследствие того, что оператором $\hat{A}$ невозможно абсолютно точно количественно отразить реальный процесс измерения, а данные наблюдений содержат конечную ошибку, значения y всегда отягощены систематической и случайной погрешностями. Поэтому возможно лишь приближенное решение обратной задачи. Оно возможно, если поставленная задача корректна по Тихонову [2], а именно: когда для точного y' существует единственное x', принадлежащее некоторому компактному множеству$\{X'\}$. В этом случае оператор $\hat{A}$ непрерывен на множестве $\{Y'\} = \hat{A}\{X'\}$, и если вместо y и $\hat{A}$ известны только близкие к ним в какой-либо метрике y' и $\hat{A}'$, то квазирешение x', доставляющее минимум норме $\|\hat{A}'x' - y'\|$, будет близким к точному решению x. Множество $\{X'\}$ будем называть множеством корректности, а $\{Y'\} = \hat{A}\{X'\}$ — множеством корректных данных измерений.

В реальных условиях наблюдений среди данных всегда присутствует некоторая доля грубо ошибочных результатов измерений (промахов) [1,3]. Они не принадлежат множеству $\{Y'\}$ и не отражают исследуемых свойств изучаемого объекта. Стандартные методы регуляризации задачи (1) обычно не являются устойчивыми по отношению к влиянию таких промахов. Например, в случае линейного оператора $\hat{A}$ тихоновская регуляризация, псевдоинверсия, параметризация и другие методы сохраняют линейность зависимости y от x, что заведомо приводит к неудовлетворительным результатам при наличии грубых ошибок в исходных данных [4]. В этих случаях задача (1) должна быть заменена аналогичной задачей, где в качестве $\{Y\}$ выступает множество $\{Z\}$ обобщенных результатов измерений z, полученных в результате воздействия на y некоторым оператором $\acute{P}:\{Z\} = \acute{P}\{Y\}$, где $\acute{P}$ отображает процесс предварительной обработки данных. Подчеркнем, что такая обработка является не альтернативой стандартным методам регуляризации обратной задачи, а их дополнением, которое обеспечивает работоспособность на отягощенных погрешностями и засоренных грубыми ошибками данных.

Одной из самых распространенных предварительных процедур является предварительное сглаживание измеренной двумерной [5, 6] или одномерной [7, 8] зависимости. Удовлетворительная устойчивость достигается только в адаптивных процедурах сглаживания [4, 8]. Каковы же должны быть свойства процедуры, описываемой оператором $\acute{P}$? Обычно они формулируются в лучшем случае в виде набора эмпирических правил [4, с. 36—47]. Очевидно, что возможность эффективной предварительной обработки обусловлена наличием априорной информации о свойствах множества корректных измерений.

Отсутствие количественных формулировок для учета этой информации заставляет исследователей выбирать управляющие параметры сглаживающей процедуры посредством субъективного визуального контроля влияния оператора $\acute{P}$ на имеющуюся совокупность экспериментальных данных [4—8]. Это не только затрудняет применение эффективной компьютерной обработки, особенно в автоматических измерительно-вычислительных комплексах, но и не позволяет достичь максимальной точности решения обратной задачи при фиксированном уровне входной погрешности.

Предлагается развитие методики строгого и количественного учета априорной информации о множестве корректных результатов измерений в процессе построения процедур предварительной обработки данных.

Количественной оценкой точности решения задачи (1) может быть норма разности точного и регуляризованного решений:

$$\|x-x'\| \le \|\hat{A}'^{-1}\| (\|\hat{A}'-\hat{A}\| \|x'\| + \|\hat{A}'x'-z'\| + \|1-\acute{P}\| \|y'\| + \|\acute{P}y'-z\|). \qquad (2)$$

Укажем на происхождение различных компонентов суммарной погрешности решения (2) и рассмотрим вытекающие отсюда требования к постановке и решению обратной задачи. Значение $\|\hat{A}'^{-1}\|$ является нормой регуляризованного обратного оператора. Непрерывность $\hat{A}'^{-1}$ обусловливает ограниченность этой нормы, в противном случае задача не является поставленной корректно по Тихонову. Первое слагаемое в (2) отражает близость регуляризованного оператора к точному на множестве корректности $\{X'\}$ при выбранной паре норм в пространствах $\{X\}$ и $\{Y\}$, второе — учитывает невязку, минимизируемую в ходе решения обратной задачи, третье — является оценкой систематической погрешности, вносимой в процессе предварительной обработки при переходе от первичных y к обобщенным z результатам измерений. Последнее слагаемое в скобках представляет собой норму остаточной случайной погрешности обобщенных результатов измерений после предварительной обработки.

Таким образом, два последних слагаемых представляют собой оценки систематической и случайной погрешностей сглаженных результатов измерений. Требования к оператору $\acute{P}$ могут заключаться в минимизации суммы этих слагаемых или минимизации одного из них при ограничении на величину другого. В идеальном случае, когда удается построить $\acute{P}$ как оператор проекции $\{Y\}$ на множество корректных данных измерений $\{Y'\}$, для $y' \in \{Y'\}$ справедливо $\acute{P}y' \equiv y'$. В этом случае можно добиваться минимизации $\|\acute{P}y' - z\|$, не опасаясь вносимых оператором $\acute{P}$ искажений.

Алгоритм помехоустойчивого сглаживания зависимости *y* (*u*). Приведем пример синтеза алгоритма сглаживания функции y дискретного аргумента u, удовлетворяющий сформулированным требованиям для конкретного класса функций и позволяющий достичь максимального учета известной информации о множестве корректных данных измерений и о величине погрешности данных при минимуме вычислительных затрат.

Пусть в пространстве корректных данных измерений $\{Y\}$ введена евклидова норма, а для нескольких возрастающих степеней полиномов $r = 0, 1, ..., p$ можно указать расширяющиеся интервалы Δu_r изменения аргумента u, в которых корректно измеренная функция $y\,(u)$ может быть представлена полиномом степени r. Это значит, что величина остаточного члена R_r ряда Тейлора при разложении до степени r не превышает некоторого значения δ, которое и является максимально допустимой систематической погрешностью. Используя оценку R_r по максимальному значению r-й производной N_r, нетрудно получить выражение, связывающее Δu_r и N_r:

$$\Delta u_r = \left(\frac{(\delta\,(r+1)!)}{N_r} \right)^{1/(r+1)}. \qquad (3)$$

Таким образом, рассматриваемая совокупность корректных зависимостей является компактным множеством функций, имеющих ограниченные значения производных. Преимущество именно такого способа задания множества корректности заключается в том, что управляющие параметры Δu_r или N_r имеют определенный физический смысл и их оценки вполне могут быть доступны на этапе предварительной обработки данных. Типичными примерами являются сведения о минимальной ширине аппаратной функции или спектральной линии (Δu_r), максимальной девиации частоты (N_r).

При таком подходе априорная физическая информация о природе обрабатываемого сигнала и процессе его регистрации учитывается достаточно полно и математически строго, чего нельзя сказать о достаточно популярных сглаживающих сплайнах [5, 8] или кусочно-квадратичной аппроксимации [7]. В результате сглаживания из данных, представляющих собой набор аргументов u_i' (в случае наличия нескольких серий измерений среди них могут быть и повторяющиеся), измеренных значений функции y_i' и оценок погрешностей измерения ε_i', получают сглаженные результаты измерений, представляющие собой заранее задаваемый набор аргументов u_j и соответствующие ему наборы сглаженных результатов измерений,

$$y_j = \sum_i b_{ji} y'_i, \tag{4}$$

и оценок их погрешностей

$$e_j = \left[\sum_i b_{ji}^2 \, \varepsilon_i'^2 \right]^{1/2}. \tag{5}$$

Такое представление e_j возможно в случае, когда погрешности ε'_i исходных результатов измерений некоррелированы. Если сглаживание применяется для уменьшения случайной погрешности результатов измерений и удаления аномальных наблюдений итеративной процедурой с функциями влияния [4, с. 12—26], то наборы u_i и u'_j должны совпадать. Если целью является устойчивое к ошибкам измерений преобразование сетки аргументов u, то могут быть выбраны любые удобные для последующей обработки данных наборы u'_j, например равноотстоящие.

Оценкой последнего слагаемого в (2) является $\sum e_j^2$. Вносимые сглаживанием систематические погрешности, т.е. предпоследнее слагаемое в (2), удобно оценивать как ошибки при сглаживании некоторых специально выбранных «реперных» функций $y'(u)$, для которых такие ошибки могут быть легко вычислены. Набор $y'^{(r)}(u)$ должен быть представительной выборкой из множества корректных функций $y(u)$. Поскольку при выборе множества корректности был ограничен остаточный член ряда Тейлора, в качестве таких «реперов» достаточно взять одночлены вида $y'^{(r)}_j(u) = (u - u_j)$ или вида $y'^{(q,r)}_j(u, v) = (u - u_j)^q (v - v_j)^r$. Ошибка $M_j^{(r)}$ при линейном сглаживании функции $y'^{(r)}_j(u)$ может быть определена из уравнения

$$M_j^{(r)} = y(u_j) - y'^{(r)}_j(u_j) = \sum_i [b_{ji}^2 (u'_i - u_j)^r]. \tag{6}$$

Полнота набора функций $y'^{(r)}_j(u)$ при представлении корректных зависимостей в окрестности u_j позволяет оценивать максимальную систематическую ошибку сглаживания через ошибки $M_j^{(r)}$ сглаживания «реперных» функций. Взаимная ортогональность функций $y'^{(r)}_j(u)$, соответствующих различным значением r, приводит к статистической независимости ошибок $M_j^{(r)}$, что позволяет суммировать их при оценивании суммарной ошибки.

Исходя из свойств функций, принадлежащих множеству корректных данных измерений, можно оценить снизу и сверху величину ошибки при их представлении полиномами степени r как остаточный член разложения в ряд Тейлора вплоть до r-го слагаемого. На основании допустимой ошибки такого представления δ можно задать нижние и верхние предельные значения $M_-^{(r)}$ и $M_+^{(r)}$ для p первых $M^{(r)}$ (если это необходимо, разные на разных участках исследуемой зависимости y (u), т.е. для различных значений j) и сглаживать кривую по формуле

$$E_j^2 = \sum_i [b_{ji}^2 \varepsilon'^2_j] \to \min(b_{ji}),$$
$$M_-^{(r)} \le M^{(r)} \le M_+^{(r)}. \tag{7}$$

Здесь значение b_{ji} для каждого j определяют, решая задачи условного экстремума для b_{ji} при фиксированном j; $M_-^{(0)} = M_+^{(0)} = 1$ — отражает требование нормирования $\sum_i b_{ji} = 1$.

Решение задачи (7) можно существенно упростить, если искать минимум не по переменным b_{ji}, а по переменным $M_j^{(r)}$. С помощью такого приема уменьшается размерность задачи и упрощаются ограничения на переменные, по которым выполняется минимизация. При этом, вычисляя в (7) e_j^2, следует определять b_{ji} из выражения

$$b_{ji} = 1/2\varepsilon'_j \sum_{r=0}^{p} \lambda_r (u'_i - u_j)^r, \tag{8}$$

где множители Лагранжа λ_r удовлетворяют системе уравнений

$$1/2 \sum_q \lambda_q \left[\sum_i (u'_i - u_j)^{r+q} \varepsilon'^{-2}_i \right] = M_j^{(r)}, \tag{9}$$

а вектор $M_j^{(r)}$ есть решение задачи безусловной минимизации положительно определенной квадратичной функции $M_j^{(r)}(e_j^2)$ в ограниченной области, представляющей собой прямоугольный параллелепипед размерности $p+1$. Если не решением (как, например, в случае, когда для всех r, кроме одного, $M_-^{(r)} = M_+^{(r)}$), то начальным приближением к нему, является точка параллелепипеда, ближайшая к точке безусловного минимума (7):

$$M_0^{(r)} = \min\left[M_+^{(r)}, \max\left(M_-^{(r)}, \frac{\sum\limits_i [(u_i' - u_j)^r \varepsilon_i'^{-2}]}{\sum\limits_i \varepsilon_i'^{-2}} \right)\right]. \tag{10}$$

Упрощенный алгоритм сглаживания зависимости *y* (*u*) для равноотстоящих аргументов *u*. В приложениях часто используется сглаживание на равноотстоящих аргументах u. При этом для получения сглаженного значения используется по n несглаженных справа и слева от данной точки, а все ε_j' принимаются равными. В этом случае значения b_{ji} зависят только от $|j-i|$, и (4) можно записать в виде

$$y_j = \sum_{i=-n}^{n} b_i + y_{j+1}'. \tag{11}$$

Для $p=3$, $M_-^{(1)} = M_+^{(1)} = M_-^{(2)} = M_-^{(3)} = M_+^{(3)} = 0$ решение, соответствующее (7), имеет вид

$$b_i = b_{-i} = \frac{3(3n^2+3n-1-5M_+^{(2)})}{(2n-1)(2n+1)(2n+3)} - \frac{5(n^2+n-3M_+^{(2)})\, i^2}{(2n-1)(2n+1)(2n+3)\, n\,(n+1)}. \tag{12}$$

Нелинейное сглаживание зависимости *y* (*u*). Линейный фильтр (4) не приводит сглаженные результаты измерений в множество корректных данных измерений, однако приближает их к нему. Это происходит в результате усреднения в случае, если большинство измерений корректно. В противном случае линейный фильтр неприменим, и уже на этапе проектирования множества реальных измерений придется решать задачи распознавания для множества корректных измерений [1, 6]. Однако типичный экспериментальный материал все же содержит некоторую долю ошибочных результатов измерений (промахов). Известно [4, 9], что в этом случае линейная неадаптивная фильтрация не только не позволяет в достаточной степени подавлять случайные погрешности, но и вносит дополнительные искажения вследствие значительной чувствительности к отдельным выдающимся значениям. Одним из способов обеспечения устойчивости сглаживающей процедуры относительно промахов является дополнительная линейная процедура [4] итеративной очистки данных с помощью функций влияния.

Метод функций влияния [4, с. 12—26] заключается в том, что на основе исходных y_i' и сглаженных $y_i^{(s)}$ данных определяется величина проекции $z_i^{(s)}$ каждого реального результата измерения на множество корректных данных измерений:

$$z_i^{(s)} = y_i^{(s)} + \psi(y_i' - y_i^{(s)}). \tag{13}$$

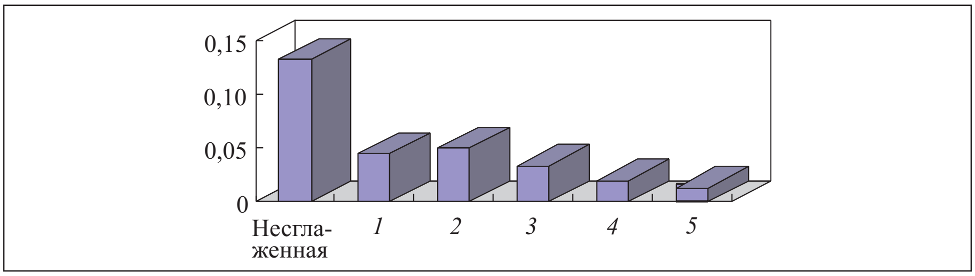

Рис. 1. Суммарная погрешность сглаженных различными способами зависимостей

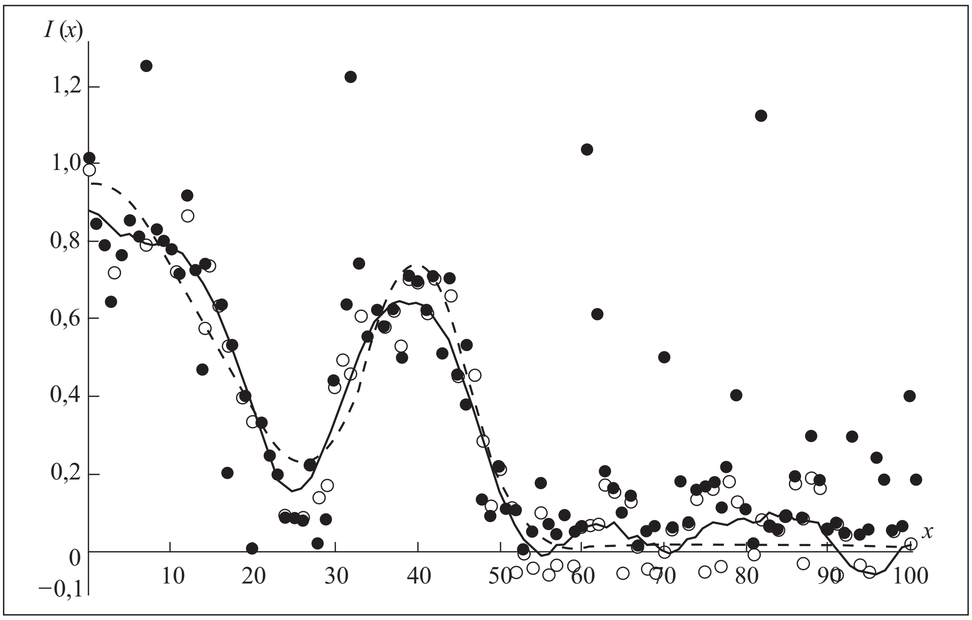

Рис. 2. Результат сглаживания значительно искаженной зависимости: – – – исходная; ● — с ошибками; ○ — очищенная; —— сглаженная

Здесь ψ — функция влияния, зависящая от расстояния между сглаженным и реальным результатами измерений, а значение $y_i^{(s)}$ на s-м шаге итеративной процедуры считается приближенно равным соответствующему значению y_i из множества корректных данных измерений. Затем значения $z_i^{(s)}$ подвергаются следующему шагу линейного сглаживания согласно (4) или (11).

Рассмотрим работу алгоритма на примере задачи регуляризации восстановления корреляционной функции амплитудного пропускания фазового диффузора по пространственному распределению средней интенсивности спекл-структуры рассеянного света [10], которая является одной из

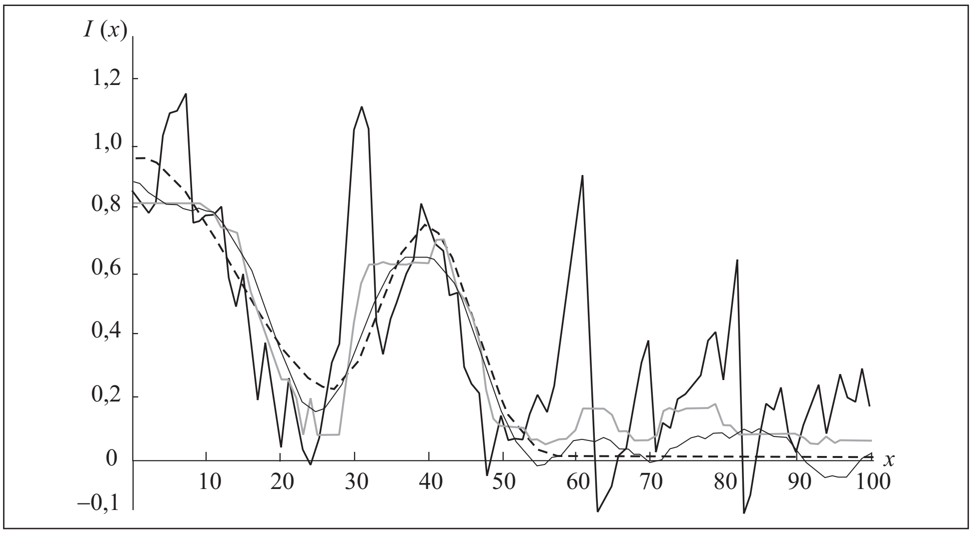

Рис. 3. Результат сглаживания зависимости различными методами: – – – исходная; ------ адаптивное проектирование; ——— сглаживающий сплайн; —— медианный фильтр по семи точкам

типичных задач структурного анализа. Результирующая ошибка при различных вариантах сглаживания представлена на рис. 1.

Столбец 1. Сглаживание с максимальным значением $M_+^{(2)} = 12$, т.е. без ограничений на $M_+^{(2)}$ (сглаживание скользящими средними). Случайные погрешности заметно подавлены. Имеются значительные искажения формы зависимости.

Столбец 2. Сглаживание с минимальным значением $M_+^{(2)} = 0$ (сглаживание скользящим полиномом третьего порядка по $2n+1$ точкам [7, 8]). Случайные погрешности подавлены недостаточно.

Столбец 3. Сглаживание с промежуточным значением $M_+^{(2)} = 5$ (оптимизированное линейное проектирование) позволяет достичь компромисса между степенью подавления случайной погрешности данных и искажениями формы зависимости. Случайные погрешности заметно подавлены, но искажения значительно меньше, чем в столбце *1*.

Столбец 4. Сглаживание с промежуточным значением $M_+^{(2)} = 5$ и применением функций влияния (адаптивное проектирование). По сравнению со столбцом *3* существенно уменьшено влияние промахов.

Столбец 5. Сглаживание логарифма зависимости с промежуточным значением $M_+^{(2)} = 5$ и применением функций влияния (нелинейное проектирование). Процедура с функциями влияния приводит к проекции на множество зависимостей с ограниченной вариацией. По сравнению со столбцом *4* произошло дальнейшее уменьшение искажений формы зависимости (рис. 2). Несмотря на существенные искажения, обусловленные грубыми ошибками (промахами), отличия сглаженной кривой от исходной заметны только на участке с фоновой интенсивностью.

На рис. 3 представлены результаты предложенного сглаживания в сравнении с результатами, которые получены другими методами. Сглаживающий сплайн не справился с влиянием промахов. Это свидетельствует о том, что будучи модернизированным, он все же является интерполирующей процедурой, не предназначенной для работы с сильно искаженными зависимостями. Медианный фильтр с промахами справился, однако систематическая ошибка оказалась больше, чем при адаптивном проектировании.

При сглаживании угловых и пространственных зависимостей интенсивности рассеяния световых и рентгеновских лучей [7, 8] переход к логарифмическому масштабу измеренных значений интенсивности перед применением формул (4)—(13) или (11)—(13) позволяет [10] автоматически учесть априорную информацию о положительности интенсивности и превратить широко распространенные зависимости гауссовской формы в близкие к полиномиальным, что существенно уменьшает искажения при их сглаживании (см. столбец *5* на рис. 1). Таким образом, проектирование на множество неотрицательных зависимостей с ограниченными производными и вариацией позволяет подавить случайную погрешность при полном и строгом учете априорной информации.

Выводы

По эффективности машинной реализации [11] предложенный алгоритм превосходит локальную аппроксимацию полиномами и сглаживающие сплайны [7, 8] и не уступает таким быстрым алгоритмам, как скользящее среднее и медианная фильтрация [5, 6]. При этом учет априорной информации о свойствах зависимостей, считающихся корректными, обеспечивает значительно меньшие (контролируемые) систематические искажения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Тьюки Дж.У.* Анализ результатов наблюдений (пер. с англ.). М. : «Мир», 1981, 693с.
2. *Тихонов А.Н., Арсенин В.Я.* Методы решения некорректных задач. М. : «Наука», 1974, 224 с.
3. *Фомин А.Ф., Новоселов О.Н., Плющев А.В.* Отбраковка аномальных результатов измерений. М.: «Энергоатомиздат», 1985, 199 с.
4. *Устойчивые* статистические методы оценки данных. Под ред. Р.Л. Лонера, Г.Н. Уилсона (сб., пер. с англ.). М.: «Машиностроение», 1985, 230 с.

5. *Гимельфарб Г.Л.* Аппаратные средства и особенности программного обеспечения диалоговой цифровой обработки изображений // Зарубежная радиоэлектроника, 1985, № 10, с. 87—105.
6. *Ярославский Л.П.* Введение в цифровую обработку изображений. М. : «Советское радио», 1979, 312с.
7. *Vonk C.G.* A General computer program for the processing of small-angle X-ray scattering data // J. Applied crystallografica. 1975, v. 8, No. 2, p. 340—341.
8. *Walter G.* Ein FORTRAN-Programmsystem zur Auswertung von Lichtund Rontgenklein-winkelstreukurven von Glasern mit Phasentrennungen // Wiss. Z. Univ. Rostok. — Math.-naturwiss., Rostok. 1975, v. 24, No. 5, p. 599—604.
9. *Прикладная* статистика. В 3-х томах, т. 2. Под. ред. С.А. Айвазяна. М.: «Наука», 1989.
10. *Барчук О.И., Курашов В.Н., Чумаков А.Г.* Определение корреляционных функций амплитудного пропускания фазовых диффузоров методом решения обратной задачи когерентного рассеяния света // Квантовая электроника. 1989, Вып. 38, с. 82—88.
11. *Chumakov A.G.* The robust smoothing program UTIR. Version 03.06 // Software of Ukraine. SJ TEKNA, Kiev, 1993, p. 28—29.

Поступила 22.09.17

REFERENCES

1. Tukey, J.W. (1981), *Analiz rezultatov nablyudeniy* [Analysis of the results of observations], translation from English, Mir, Moscow, Russia.
2. Tikhonov, A.N. and Arsenin, V.Ya. (1974), *Metody resheniya nekorrektnykh zadach* [Methods for solving ill-posed problems], Nauka, Moscow, Russia.
3. Fomin, A.F., Novosyolov, O.N. and Plyushchev, A.V. (1985), *Otbrakovka anomalnykh rezultatov izmereniy* [Culling of abnormal measurement results], Energoatomizdat, Moscow, Russia.
4. Loner, R.L., and Uilson, G.N., eds. (1985), *Ustoychivye statisticheskie metody otsenki dannykh* [Robust statistical methods of data evaluation], (translation from English), Mashinostroenie, Moscow, Russia.
5. Gimelfarb, G.L. (1985), “Hardware and features of interactive digital image processing software” , *Zarubezhnaya radioelektronika*, no. 10, pp. 87-105.
6. Yaroslavskiy, L.P. (1979), *Vvedenie v tsifrovuyu obrabotku izobrazhenii* [Introduction to digital image processing], Sovetskoe radio, Moscow, Russia.
7. Vonk, C.G. (1975), “A general computer program for the processing of small-angle X-ray scattering data”, *J. Applied Crystallografica*, Vol. 8, no. 2, pp. 340-341.
8. Walter, G. (1975), “Ein FORTRAN-Programmsystem zur Auswertung von Licht- und Rontgenkleinwinkelstreukurven von Glasern mit Phasentrennungen”, *Wiss. Z. Univ. Rostok, Math.-naturwiss.*, Rostok, Vol. 24, no. 5, pp. 599-604.
9. Ayvazyan, S.A., ed. (1989), *Prikladnaya statistika* [Applied Statistics], Vol. 2, Nauka, Moscow, Russia.
10. Barchuk, O.I., Kurashov, V.N. and Chumakov, A.G. (1989), “Determination of the correlation functions of the of phase diffusers amplitude transmission by solving the inverse problem of coherent light scattering”, *Kvantovaya elektronika*, no. 38, pp. 82-88.
11. Chumakov, A.G. (1993), “The robust smoothing program UTIR, version 03.06”, *Software of Ukraine, SJ TEKNA*, Kiev, pp. 28-29.

Received 22.09.17

A.G. Chumakov

PRELIMINARY DEPENDENCIES PROCESSING
BY THE PROJECTION ON THE SET OF CORRECT MEASUREMENT DATA

The article deals with the procedure of preliminary processing of measurement data, which is an addition to the standard linear methods of regularization. It is a projection on a set of dependencies with bounded values of the derivatives. Analytical accounting of a priori physical information about the processed dependency is used to suppress random errors, including blunders. In the course of adaptive smoothing, an estimate of the random error is minimized when the value of systematic error is restricted. The operation of the algorithm is illustrated by a typical problem of structural analysis. The algorithm combines the high efficiency of machine implementation, the availability of control parameters with minimal, and controlled, distortions of the smoothed dependency.

Keywords: dependencies smoothing, correct measurement data.

ЧУМАКОВ Александр Георгиевич, канд. физ.-мат. наук. В 1983 г. окончил Киевский госуниверситет им. Т.Г. Шевченко. Область научных исследований — математическая статистика, обработка сигналов, банковское дело, программирование, базы данных.