

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

ТОМСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ СИСТЕМ
УПРАВЛЕНИЯ И РАДИОЭЛЕКТРОНИКИ (ТУСУР)

Ю.Е. Воскобойников
А.А. Мицель

**НЕКОРРЕКТНЫЕ ЗАДАЧИ
МАТЕМАТИЧЕСКОЙ
ФИЗИКИ**

Часть 2. Практикум

Учебное пособие

ТОМСК 2018

УДК 519.2
ББК 22.172
В 650

Воскобойников Ю. Е., Мицель А.А.

Современные проблемы прикладной математики. Часть 2.
Практикум: учебное пособие/ Ю. Е. Воскобойников, А.А.
Мицель/ Томский гос. ун-т систем управления и
радиоэлектроники (ТУСУР). – Томск, 2018. – 36с.

В учебном пособии в первой части приводится системное изложение одного из разделов прикладной математики, связанного с устойчивыми методами и алгоритмами решения систем линейных алгебраических уравнений, возникающих при решении обратных задач. Основное внимание уделяется построению решений с минимальной ошибкой или с требуемыми точностными характеристиками, а также учету имеющейся априорной информации об искомом решении. Во второй части приводится описание практических занятий по созданию алгоритмов построения нормального псевдорешения и регуляризованных решений систем линейных алгебраических уравнений.

Учебное пособие предназначено для магистрантов направления 01.04.02. направления «Прикладная математика и информатика» и аспирантов направления 09.06.01. «Информатика и вычислительная техника» (профиль «Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ») Результаты будут полезны также широкому кругу студентов, магистрантов, аспирантов, исследователей, занимающихся решением задач параметрической идентификации и обработки экспериментальных данных.

ОГЛАВЛЕНИЕ

ПРАКТИЧЕСКОЕ ЗАНЯТИЕ №1

Построение нормального псевдорешения СЛАУ 5

§ 1.1. Постановка задачи	5
§ 1.2. SVD-алгоритм построения нормального	
псевдорешения.....	6
Задание 1.1.....	8
Задание 1.2.....	12

ПРАКТИЧЕСКОЕ ЗАНЯТИЕ №2

Построение регуляризованного решения СЛАУ 14

§2.1. Байесовский регуляризирующий алгоритм.....	14
Задание 2.1.....	16
§2.2. Построение регуляризованного решения при	
неполной информации.....	22
Задание 2.2.....	24

ПРАКТИЧЕСКОЕ ЗАНЯТИЕ №3

Алгоритмы выбора параметра регуляризации 24

§3.1. Выбор параметра регуляризации на основе	
критерия оптимальности.....	24
Задание 3.1.....	28
§3.2. Алгоритм выбора параметра регуляризации основе	
статистического принципа невязки.....	28
Задание 3.2.....	30
§3.3. Алгоритм поиска α_{CV} методом перекрестной	
значимости	30
Задание 3.3.....	31

ПРАКТИЧЕСКОЕ ЗАНЯТИЕ №4	
Локальная регуляризация	33
§4.1. Векторный параметр регуляризации.....	33
Задание 4.1	35
ЛИТЕРАТУРА.....	36

Практическое занятие №1

Построение нормального псевдорешения СЛАУ

§1.1. Постановка задачи

Дана система линейных алгебраических уравнений матричном виде

$$K\varphi = f, \quad (1.1)$$

где K – матрица размером $N \times M$ (N строк и M столбцов), φ – вектор размерности M (содержит M проекций), f – вектор размерности N

$$\tilde{f} = \bar{f} + \eta$$

Здесь \bar{f} - вектор точной правой части, η - вектор ошибок.

Предположим, что матрица K имеет размеры $N \times M$. Вектор φ_{HK} размерностью M называют *псевдорешением* (или решением МНК), если он доставляет минимум следующему функционалу

$$\Psi_{HK}(\varphi) = \| f - K\varphi \|^2 = (f - K\varphi)^T (f - K\varphi) \quad (1.2)$$

среди всех векторов евклидова пространства E^M .

Решение, обеспечивающее минимум функционалу (2), является решением следующей СЛАУ

$$K^T K \varphi_{HK} = K^T f, \quad (1.3)$$

которая называется системой нормальных уравнений.

В отличие от исходной системы $K\varphi = f$ эта система всегда разрешима, т.е. для любой правой части f существует

псевдорешение φ_{HK} . Если матрица K имеет ранг, равный M , то

$$\varphi_{HK} = (K^T K)^{-1} K^T f . \quad (1.4)$$

Сингулярным разложением прямоугольной $N \times M$ матрицы K (коротко: SVD-разложением) называется представление:

$$K = U \Lambda V^T , \quad (1.5)$$

где U – ортогональная ($N \times N$)-матрица, V – ортогональная ($M \times M$)-матрица, Λ – ($N \times M$)-матрица вида

$$\Lambda = \begin{vmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \lambda_M \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{vmatrix} , \quad (1.6)$$

в которой последние $N - M$ строки содержат только нулевые элементы. Величины $\lambda_j \geq 0$, $j = 1, \dots, M$, называются *сингулярными числами* матрицы K , и в дальнейшем полагаем, что λ_j упорядочены по убыванию, т.е. $\lambda_j \geq \lambda_{j+1}$. Напомним, что матрица B называется *ортогональной*, если имеет место тождество $B^T B = BB^T = I$

§1.2. SVD-алгоритм построения нормального псевдорешения

Введем векторы

$$y = U^T f, \quad x = V^T \varphi \quad (1.7)$$

размерностью N и M соответственно. Тогда с учетом (1.5) систему $K\varphi = f$ можно преобразовать к эквивалентной системе:

$$\begin{aligned}\lambda_j x_j &= y_j, \quad j = 1, \dots, M; \\ 0 &= y_j, \quad j = M + 1, \dots, N,\end{aligned}\tag{1.8}$$

которая хорошо характеризует «информативность» правой части: *чем меньше сингулярное число λ_j , тем с меньшим весом проекция x_j входит в правую часть.* Предельный случай $\lambda_j = 0$, $p+1 \leq j \leq M$, говорит о вырожденности K .

Очевидно, что невыполнение условия $\sum_{j=M+1}^N |y_j| = 0$ говорит о несовместности исходной системы.

С учетом ортогональности матриц U , V и соотношений (5) функционал (2) можно записать в виде

$$\begin{aligned}\Psi_{\hat{I}\hat{E}}(\varphi) &= \Psi_{\hat{I}\hat{E}}(x) = \sum_{j=1}^p (y_i - \lambda_j x_j)^2 + \\ &+ \sum_{j=p+1}^M (y_j - 0 \cdot x_j)^2 + \sum_{j=M+1}^N y_j^2.\end{aligned}$$

Третье слагаемое обусловлено несовместностью исходной системы, и не зависит от x . Второе слагаемое отражает вырожденность системы, и, следуя определению нормального псевдорешения, проекции x_j , входящие во второе слагаемое, следует принять равным 0. Тогда минимум функционала достигается на векторе x^+ размерности p с элементами

$$x_j^+ = \frac{y_j}{\lambda_j}, \quad j = 1, \dots, p, \tag{1.9}$$

а нормальное псевдорешение φ^+ выражается как

$$\varphi^+ = \sum_{j=1}^p x_j^+ \cdot v_j . \quad (1.9)$$

Напомним, что $\lambda_j > 0$, $j = 1, \dots, p$, где p – ранг матрицы K .

Задание 1.1. Построить нормальное псевдорешение с помощью пакета Mathcad

Рассмотрим две функции Mathcad, которые потребуются для построения нормального псевдорешения $\tilde{\varphi}^+$, определяемого выражением

$$\tilde{\varphi}^+ = \sum_{j=1}^{p_n} \frac{\langle \tilde{f}, u_j \rangle}{\lambda_j} \cdot v_j , \quad (1.10)$$

где практический ранг p_n матрицы K определяется количеством сингулярных чисел λ_j , удовлетворяющих условию:

$$\frac{\lambda_j}{\lambda_{\max}} \geq \gamma_0 , \quad (1.11)$$

где γ_0 – достаточно малая величина ($10^{-10} \div 10^{-8}$).

Функция svds. Обращение имеет вид $svds(K)$. Вычисляет вектор размерности M , состоящий из сингулярных чисел λ_j матрицы K , которые расположены в убывающем порядке.

Функция svd. Обращение имеет вид $svd(K)$. Вычисляет матрицу UV размером $(N+M) \times M$. Первые N строк этой матрицы соответствуют матрице U размером $N \times M$, которая определяет первые M столбцов матрицы U , т.е.

$$U = \left| \underline{U} : u_{M+1} : \cdots : u_N \right|. \quad (1.12)$$

Последние M строк матрицы UV содержат матрицу V размером $M \times M$.

Заметим, что отсутствие в матрице \underline{U} последних $N - M$ столбцов матрицы U обусловлено тем, что эти столбцы не участвуют в вычислении нормального псевдорешения и поэтому во многих программных реализациях SVD-разложения эти столбцы не вычисляются.

Функция *submatrix*. Обращение имеет вид *submatrix* ($K, i1, i2, j1, j2$). Формирует новую матрицу из элементов матрицы K , стоящих с $i1$ по $i2$ строках и с $j1$ по $j2$ столбцах матрицы K .

Пример 1. Данна матрица K размером 6×3 . Необходимо вычислить сингулярные числа и матрицы \underline{U}, V .

Решение. На рис. 1.1 показан фрагмент документа Mathcad, выполняющий требуемые вычисления. Здесь же приведены вычисление числа обусловленности по формуле

$$\text{cond}(K) = \lambda_{\max} / \lambda_{\min}$$

и проверка ортогональности столбцов матриц \underline{U}, V . Θ

Перейдем к подпрограмме-функции (П-Ф) *Ps_Solve*, осуществляющей построение нормального псевдорешения СЛАУ по формуле (1.1). Обращение к П-Ф имеет вид:

$$\text{Ps_Solve}(K, f, \gamma_0). \quad (1.13)$$

Формальные параметры: K – матрица системы размером $N \times M$, f – правая часть системы, γ_0 – переменная вещественного типа, входящая в условие (1.11).

На рис. 1.2 приведен фрагмент документа Mathcad с текстом П-Ф *Ps_Solve*.

Замечание 1. При обработке матриц в пакете Mathcad часто используется операция формирования вектора из определенного столбца матрицы. Для этого надо ввести имя матрицы, затем нажать клавиши [Ctrl+6] и в появившихся вверху угловых скобках задать нужный номер столбца. Например, в П-Ф *Ps Solve* стоят операции $U^{\langle j \rangle} \cdot V^{\langle j \rangle}$. ♦

$ORIGIN := 1$ $K := \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 5 & 7 & 9 \\ 6 & 8 & 9 \\ 4 & 6 & 8 \\ 1 & 3 & 5 \end{pmatrix}$ $N := 5 \quad M := 3$ $\lambda := svds(K)$ $\frac{\max(\lambda)}{\min(\lambda)} = 90.55$ $\lambda = \begin{pmatrix} 22.294 \\ 1.979 \\ 0.246 \end{pmatrix}$ $UV := svd(K)$ $U := submatrix(UV, 1, N, 1, M)$ $U = \begin{pmatrix} -0.166 & -0.289 & 0.088 \\ -0.558 & 0.026 & -0.583 \\ -0.602 & 0.528 & 0.599 \\ -0.483 & -0.175 & -0.33 \\ -0.256 & -0.779 & 0.429 \end{pmatrix}$ $V = \begin{pmatrix} -0.393 & 0.772 & -0.5 \\ -0.571 & 0.222 & 0.791 \\ -0.721 & -0.596 & -0.353 \end{pmatrix}$ $U^T \cdot U = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ $V^T \cdot V = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$
--

Рис. 1.1. Сингулярное разложение матрицы K

$Ps_Solve(K, f, \gamma_0) :=$	$N \leftarrow \text{rows}(K)$ $M \leftarrow \text{cols}(K)$ $\lambda \leftarrow \text{svds}(K)$ $UV \leftarrow \text{svd}(K)$ $U \leftarrow \text{submatrix}(UV, 1, N, 1, M)$ $V \leftarrow \text{submatrix}(UV, N + 1, N + M, 1, M)$ $\lambda_{\max} \leftarrow \max(\lambda)$ $\phi_{ps} \leftarrow \sum_{j=1}^M \text{if} \left[\left(\frac{\lambda_j}{\lambda_{\max}} \right) \geq \gamma_0, \left(\frac{f \cdot U^{(j)}}{\lambda_j} \right) \cdot V^{(j)}, 0 \cdot V^{(j)} \right]$
--------------------------------	---

Рис. 1.2. Текст подпрограммы-функции Ps_Solve

Пример 2. Матрица K размером 5×3 формируется с использованием П-Ф $Form_K$ (фрагмент документа показан на рис. 1.3). Число обусловленности $1.426 \cdot 10^6$. Для заданного вектора φ вычислены два вектора: вектор «точной» правой части f и вектор «зашумленной» правой части f_η с относительной погрешностью $3.232 \cdot 10^{-3}$ (см. рис. 1.3). По этим двум векторам необходимо построить нормальные псевдorешения с использованием П-Ф Ps_Solve .

Здесь вычислены относительные ошибки двух псевдорешений: псевдорешение φ_{1ps} , построенное по точной правой части, и псевдорешение φ_{2ps} , построенное поискаженной правой части f_η . Несмотря на маленькую погрешность исходных данных, относительная ошибка решения φ_{2ps} достигает большой величины $1.102 \cdot 10^3$, и эта ошибка удовлетворяет неравенству

$$\frac{\|\tilde{\varphi} - \bar{\varphi}\|}{\|\bar{\varphi}\|} \leq \text{cond}(K) \frac{\|\tilde{f} - \bar{f}\|}{\|\bar{f}\|}.$$

Действительно

$$1.103 \cdot 10^3 \leq \text{cond}(K) \cdot 3.232 \cdot 10^{-3} = 4.609 \cdot 10^3.$$

Задание 1.2.

Вычислить нормальное решение с помощью обратной матрицы по формуле (1.4) для точной и зашумленной правой части и сравнить с решением, полученным SVD – алгоритмом.

Решение. Два обращения к *Ps_Solve* показаны на рис. 1.3.

$ORIGIN := 1$ $Form_K(N, M, \sigma) := \begin{cases} \text{for } i \in 1..N \\ \quad \text{for } j \in 1..M \\ \quad K_{i,j} \leftarrow \exp \left[-\frac{\left(j - \frac{M}{N} \cdot i \right)^2}{\sigma^2} \right] \\ \end{cases}$ $K := Form_K(5, 3, 30)$ $Cond(K) := \begin{cases} k \leftarrow \frac{\max(svds(K))}{\min(svds(K))} \\ k \end{cases}$ $Cond(K) = 1.426 \times 10^6$ $\phi := \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 6 \end{pmatrix} \quad f := K \cdot \phi \quad f = \begin{pmatrix} 9.955 \\ 9.976 \\ 9.99 \\ 9.995 \\ 9.992 \end{pmatrix} \quad f_\eta := \begin{pmatrix} 10.01 \\ 9.96 \\ 10.03 \\ 9.98 \\ 10.00 \end{pmatrix}$ $\frac{ f - f_\eta }{ f } = 3.232 \times 10^{-3}$ $\phi_{Ips} := Ps_Solve(K, f, 10^{-10}) \quad \phi_{2ps} := Ps_Solve(K, f_\eta, 10^{-10})$ $\frac{ \phi - \phi_{Ips} }{ \phi } = 7.045 \times 10^{-11} \quad \frac{ \phi - \phi_{2ps} }{ \phi } = 1.102 \times 10^3$

Рис 1.3. Построение нормальных псевдорешений

Примечание. При наличии научной задачи магистранта, которую можно свести к системе линейных уравнений, построить нормальное псевдорешение для этой задачи.

Практическое занятие №2

Построение регуляризованного решения СЛАУ

§2.1. Байесовский регуляризирующий алгоритм

Исходной информацией являются:

- априорное распределение $p(\varphi)$ искомого вектора решения φ является нормальным, т.е.

$$p(\varphi) = \text{const} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}\|\varphi - m_\varphi\|_{V_\varphi^{-1}}^2\right), \quad \text{где } m_\varphi \text{ и } V_\varphi -$$

математическое ожидание и матрица ковариаций;

- условное распределение $p(\tilde{f}|\varphi)$, характеризующее распределение вектора измерений \tilde{f} при фиксированном векторе φ является нормальным,

$$p(\tilde{f}|\varphi) = \text{const} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}\|\tilde{f} - K\varphi\|_{V_\eta^{-1}}^2\right).$$

Здесь запись $\|z - m_z\|_{V_z^{-1}}^2$ означает:

$$\|z - m_z\|_{V_z^{-1}}^2 = (z - m_z)^T V_z^{-1} (z - m_z).$$

Байесовское регуляризованное решение находится из системы линейных алгебраических уравнений

$$(K^T V_\eta^{-1} K + V_\varphi^{-1})\varphi_A = K^T V_\eta^{-1} \tilde{f} + V_\varphi^{-1} m_\varphi. \quad (2.1)$$

Заметим, что вектор φ_B для указанных распределений и квадратичной функции потерь $\ddot{I}(\varphi_T, \varphi) = \|\varphi_T - \varphi\|^2$ максимизирует значения апостериорной плотности распределения $p(\varphi | \tilde{f})$, которая имеет вид

$$p(\varphi | \tilde{f}) = \text{const} \cdot \exp \left\{ -\frac{1}{2} \|\tilde{f} - K\varphi\|_{V_\eta^{-1}}^2 - \frac{1}{2} \|\varphi - m_{\bar{\varphi}}\|_{V_{\bar{\varphi}}^{-1}}^2 \right\},$$

а, следовательно, доставляет минимум функционалу

$$F_A[\varphi] = \|\tilde{f} - K\varphi\|_{V_\eta^{-1}}^2 + \|\varphi - m_\varphi\|_{V_\varphi^{-1}}^2. \quad (2.2)$$

Рассмотрим точность построенного байесовского регуляризованного решения при следующих предположениях:

$$M[\eta] = 0; \quad M[\varphi\eta^T] = 0. \quad (2.3)$$

Последнее условие означает, что проекция φ_j и η_i не коррелированы между собой. Определим вектор ошибки решения как

$$\varepsilon_B = \varphi_B - \bar{\varphi}. \quad (2.4)$$

Ошибка может быть представлена в следующем виде:

$$\begin{aligned} \varepsilon_A &= \left(K^T V_\eta^{-1} K + V_\varphi^{-1} \right)^{-1} \left(K^T V_\eta^{-1} (K\bar{\varphi} + \eta) + V_\varphi^{-1} m_\varphi \right) - \\ &- \bar{\varphi} = \left(K^T V_\eta^{-1} K + V_\varphi^{-1} \right)^{-1} \cdot \left[K^T V_\eta^{-1} \eta + V_\varphi^{-1} (m_\varphi - \bar{\varphi}) \right]. \end{aligned} \quad (2.5)$$

Математическое ожидание $M[\varepsilon_B]$ равно:

$$M[\varepsilon_B] = b_A = \left(K^T V_\eta^{-1} K + V_\varphi^{-1} \right)^{-1} V_\varphi^{-1} (m_\varphi - M[\varphi]). \quad (2.6)$$

Рассмотрим случайную ошибку $\xi_B = \varepsilon_B - M[\varepsilon_B]$, которая представима в виде:

$$\xi_A = \left(K^T V_\eta^{-1} K + V_\varphi^{-1} \right)^{-1} \cdot K^T V_\eta^{-1} \eta, \quad (2.7)$$

с математическим ожиданием $M[\xi_A] = 0$ и матрицей ковариации

$$V_{\xi_A} = \left(K^T V_\eta^{-1} K + V_\varphi^{-1} \right)^{-1} K^T V_\eta^{-1} K \left(K^T V_\eta^{-1} K + V_\varphi^{-1} \right)^{-1}. \quad (2.8)$$

Вектор «полной» ошибки байесовского решения можно записать в виде:

$$\Delta_{A_j} = b_{A_j} + \sqrt{V_{\xi_{jj}}}, \quad j = 1, \dots, M. \quad (2.9)$$

Задание 2.1.

1. Задать матрицу системы K , вектор решения Φ , среднее значение m_φ и матрицу ковариации V_φ .
2. Для заданной матрицы K и вектора решения Φ вычислить правую часть \bar{f} .
3. Внести шум в правую часть, т.е. вычислить вектор $f = \bar{f} + \eta$, где η - вектор ошибки, вычисляемый с помощью нормального датчика случайных чисел для двух случаев:
 - а) ошибки не коррелированы. Значения СКО задать равными $\sigma_{\eta_i} = \delta_i \cdot f_i$, $i = 1, \dots, N$; $\delta_i = 0.01, 0.05, 0.01$. Матрица ковариации в этом случае будет диагональной $V_\eta = \text{diag}(\sigma_{\eta_1}^2, \dots, \sigma_{\eta_N}^2)$.
 - б) ошибки коррелированы. В этом случае вектор ошибок вычисляется по формуле

$$\eta = V_\eta^{1/2} \xi,$$

где V_η - заданная матрица ковариации; ξ - вектор, проекции которого состоят из нормальных случайных величин с единичной дисперсией и нулевым средним.

4. Вычислить решение по формуле (2.1) и вектор ошибки (2.9).

Примечание. При наличии научной задачи магистранта, которую можно свести к системе линейных уравнений, провести исследования этой задачи.

§2.2. Построение регуляризованного решения при неполной информации

В ситуациях, когда отсутствует априорная информация о числовых характеристиках решения и шума, сглаживающий функционал имеет вид

$$F_\alpha[\varphi] = \left\| \tilde{f} - K\varphi \right\|_{W_f}^2 + \alpha \left\| \varphi - \omega_\varphi \right\|_{W_\varphi}^2 \quad (2.10)$$

В этом случае вектор φ_α , доставляющий минимум функционалу (2.10), является решением системы

$$(K^T W_f K + \alpha W_\varphi) \varphi_\alpha = K^T W_f \tilde{f} + \alpha W_\varphi \omega_\varphi, \quad (2.10)$$

состоящей из M уравнений относительно M неизвестных.

Здесь $\alpha > 0$ параметр регуляризации, ω_φ - пробное решение. Параметр регуляризации является неизвестной величиной.

Метод рандомизации. Допустим, что априори известно о принадлежности искомого решения $\bar{\varphi}$ гиперпрямоугольнику, определяемому неравенствами

$$\varphi_{\min_j} \leq \bar{\varphi}_j \leq \varphi_{\max_j}, \quad j = 1, \dots, M, \quad (2.11)$$

являющимися детерминированными ограничениями. Метод рандомизации позволяет интерпретировать детерминированные ограничения в терминах числовых характеристик некоторых вероятностных распределений (чаще всего нормального распределения). Первые два момента \hat{m}_φ , \hat{V}_φ нормального распределения $N(\hat{m}_\varphi, \hat{V}_\varphi)$ определяется таким образом, чтобы случайный вектор, подчиняющийся этому распределению с

вероятностью β попадал в гиперпрямоугольник (2.11).

Математическое ожидание \hat{m}_φ такого вектора определяется как

$$\hat{m}_\varphi = \left| \frac{\varphi_{\min_1} + \varphi_{\max_1}}{2}, \frac{\varphi_{\min_2} + \varphi_{\max_2}}{2}, \dots, \frac{\varphi_{\min_M} + \varphi_{\max_M}}{2} \right|^T, \quad (2.12)$$

а корреляционная матрица \hat{V}_φ является диагональной и вычисляется по формуле

$$\hat{V}_\varphi = \text{diag} \left\{ \frac{(\varphi_{\max_1} - \varphi_{\min_1})^2}{4\mu_\beta}, \dots, \frac{(\varphi_{\max_M} - \varphi_{\min_M})^2}{4\mu_\beta} \right\}. \quad (2.13)$$

Значение $\mu_\beta = 3$.

Если матрица V_η задана, то, подставляя вычислительные описанным образом \hat{m}_φ , \hat{V}_φ в систему уравнений (2.29), получаем матричную запись алгоритма нахождения «рандомизированного» регуляризованного решения φ_p :

$$(K^T V_\eta^{-1} K + \hat{V}_\varphi^{-1}) \varphi_p = K^T V_\eta^{-1} \tilde{f} + \hat{V}_\varphi^{-1} \hat{m}_\varphi. \quad (2.14)$$

Если информация о шуме измерения задана в виде системы неравенств

$$|\tilde{f}_i - f_i| \leq \delta_i, \quad 1 \leq i \leq N, \quad (2.15)$$

то вновь обращаемся к методу рандомизации и вычисляем корреляционную матрицу \hat{V}_η по формуле

$$\hat{V}_\eta = \text{diag} \left\{ \frac{\delta_1^2}{12}, \frac{\delta_2^2}{12}, \dots, \frac{\delta_N^2}{12} \right\} \quad (2.16)$$

и используем ее в алгоритме (2.14).

Очевидно, что (2.14) является частным случаем системы (2.10) при следующих заменах:

$$W_f = V_\eta^{-1}; \quad W_\varphi = \widehat{V}_\varphi^{-1}; \quad \omega_\varphi = \widehat{m}_\varphi; \quad \alpha = 1. \quad (2.17)$$

Стабилизирующий функционал

Введем квадратичную форму

$$\varphi^T W_\varphi \varphi = \|\varphi\|_{W_\varphi}^2, \quad (2.18)$$

которую назовем стабилизирующим функционалом. Неотрицательно определенная матрица W_φ находится из условия: чем «глаже» вектор φ , тем меньшее значение принимает функционал (34). Исходя из этого условия, часто матрицу V_φ формируют как

$$W_\varphi = D_p^T D_p, \quad (2.19)$$

где D_p – матрица, являющаяся дискретным аналогом оператора дифференцирования p -го порядка (и тогда говорят о регуляризации p -го порядка). Так, при $p=0$ матрица W_φ является единичной размером $M \times M$.

Для $p=1$ матрица W_φ имеет вид:

$$W_\varphi = \begin{vmatrix} 1 & -1 & & 0 \\ -1 & 2 & -1 & \\ & -1 & 2 & -1 \\ 0 & & -1 & 1 \end{vmatrix} \quad (2.20)$$

Если решение ищется на множестве векторов с ограниченной нормой, для которых отсутствует взаимосвязь между «соседними» проекциями, то целесообразно использовать единичную матрицу либо диагональную матрицу вида (2.13), в

этом случае $W_\varphi = \widehat{V}_\varphi^{-1}$ и это будет соответствовать регуляризации нулевого порядка.

Вернемся к вектору ω_φ , входящему в функционал (2.9) и названному «пробным» решением. При наличии априорной информации вида (2.11) его можно задать как $\omega_\varphi = \widehat{m}_\varphi$, где \widehat{m}_φ определяется выражением (2.12). При отсутствии такой информации традиционным заданием является $\omega_\varphi = 0_M$.

Матрицу W_f рекомендуется задавать с точностью до константы равной обратной матрицы V_η^{-1} , т.е.

$$W_f = C_f V_\eta^{-1}, \quad (2.21)$$

где константа $C_f > 0$. При наличии информации вида (31) матрицу V_η можно определить соотношением (2.16). При отсутствии информации о числовых характеристиках погрешностей η_i матрицу W_f можно задать диагональной. Ненулевые элементы такой матрицы интерпретируются как весовые множители, определяющие значимость (или информативность) соответствующих проекций вектора правой части \tilde{f} .

В предельном случае (соответствующем отсутствию информации об искомом решении и шуме измерения) матрицы W_f и W_φ задаются единичными, т.е.

$$W_f = I_{N \times N}; \quad W_\varphi = I_{M \times M}, \quad (2.22)$$

Ошибка решения φ_α .

Определим ошибку решения φ_α , определяемым вектором (2.10)

$$\varepsilon_\alpha = \varphi_\alpha - \bar{\varphi}^+,$$

где $\bar{\varphi}^+$ – нормальное псевдorешение системы $K\varphi = \bar{f}$ при точной правой части \bar{f} , т.е. $\bar{\varphi}^+ = (K^T W_f K)^{-1} K^T W_f \bar{f}$. Как и прежде, вектор ε_α представим суммой векторов случайной ξ_α и систематической b_α ошибок:

$$\varepsilon_\alpha = \varphi_\alpha - \bar{\varphi}_\alpha^+ + \bar{\varphi}_\alpha^+ - \bar{\varphi}^+ = \xi_\alpha + b_\alpha. \quad (2.23)$$

Вектор $b_\alpha = M_\eta [\varepsilon_\alpha]$ можно назвать смещением решения φ_α .

Систематическая ошибка b_α имеет вид

$$b_\alpha = \alpha (K^T W_f K + \alpha W_\varphi)^{-1} W_\varphi (\varphi_\alpha - \bar{\varphi}^+). \quad (2.24)$$

Вектор

$$\xi_\alpha = \varepsilon_\alpha - M_\eta [\varepsilon_\alpha] = \varepsilon_\alpha - b_\alpha \quad (2.25)$$

является случайным вектором с нулевым средним и определяется выражением

$$\xi_\alpha = (K^T W_f K + \alpha W_\varphi)^{-1} K^T W_f \eta. \quad (2.26)$$

Ковариационная матрица $V_{\xi_\alpha} = M [\xi_\alpha \xi_\alpha^T]$ этого вектора определяется выражением:

$$V_{\xi_\alpha} = (K^T W_f K + \alpha W_\varphi)^{-1} K^T W_f V_\eta W_f K (K^T W_f K + \alpha W_\varphi)^{-1},$$

Полагая $W_f = V_\eta^{-1}$, получим

$$V_{\xi_\alpha} = (K^T W_f K + \alpha W_\varphi)^{-1} K^T W_f K (K^T W_f K + \alpha W_\varphi)^{-1}, \quad (2.42)$$

Полная ошибка решения равна

$$\Delta_{\alpha_j} = b_{\alpha_j} + \sqrt{V_{\xi\alpha_{jj}}}, \quad j=1,\dots,M. \quad (2.27)$$

Задание 2.2.

1. Задать матрицу системы K , вектор решения Φ , ограничения на вектор Φ вида (2.27).
2. Вычислить среднее значение m_Φ и матрицу ковариации V_Φ по формулам (2.28), (2.29).
3. Для заданной матрицы K и вектора решения Φ вычислить правую часть \bar{f} .
4. Внести шум в правую часть, т.е. вычислить вектор

$$f = \bar{f} + \eta,$$

где η - вектор ошибки, вычисляемый с помощью нормального датчика случайных чисел для двух случаев:

- a) ошибки не коррелированы. Значения СКО задать равными $\sigma_{\eta_i} = \delta_i \cdot f_i$, $i=1,\dots,N$; $\delta_i = 0.01, 0.05, 0.01$.

Матрица ковариации в этом случае будет диагональной $V_\eta = diag(\sigma_{\eta_1}^2, \dots, \sigma_{\eta_N}^2)$.

- b) ошибки коррелированы. В этом случае вектор ошибок вычисляется по формуле $\eta = V_\eta^{1/2} \xi$, где V_η - заданная матрица ковариации; ξ - вектор, проекции которого состоят из нормальных случайных величин с единичной дисперсией и нулевым средним.

5. Задать ограничения на вектор f вида (2.31) и вычислить матрицу V_η по формуле (2.32).
6. Вычислить решение системы (2.26) и погрешность по формуле (2.43) для следующих вариантов:

- a) $W_f = I$, $W_\varphi = I$, $\omega_\varphi = 0$, для различных значений $\alpha \in [10^{-8}, 1]$. Значения α определять по формуле $\alpha_k = \alpha_{k-1} \cdot 10$;
- б) $W_f = V_n^{-1}$, $W_\varphi = V_\varphi^{-1}$, $\omega_\varphi = m_\varphi$, $\alpha = 1$.

Примечание. При наличии научной задачи магистранта, которую можно свести к системе линейных уравнений, провести исследования этой задачи.

Практическое занятие №3

Алгоритмы выбора параметра регуляризации

§3.1. Выбор параметра регуляризации на основе критерия оптимальности

Рассмотрим систему уравнений

$$K\varphi = f . \quad (3.1)$$

Здесь K - матрица системы размерности $N \times M$, f - вектор правой части размерности N , равный $f = \bar{f} + \eta$, где \bar{f} - точная правая часть, η - погрешность правой части, которая описывается моментами 1-го и 2-го порядка $M[\eta] = 0$, $M[\eta\eta^T] = V_\eta$. Матрица V_η допускает представление $V_\eta = \sigma_\eta^2 \cdot C_\eta$, где σ_η^2 - скалярная величина, C_η - матрица размерности $N \times N$.

Регуляризованное решение системы (3.1) φ_α является решением следующей системы уравнений

$$(K^T V_\eta^{-1} K + \alpha \sigma_\eta^2 W_\varphi) \varphi_\alpha = K^T V_\eta^{-1} \tilde{f}, \quad (3.2)$$

где $\alpha > 0$ - параметр регуляризации.

Так как σ_η^2 является константой, то в дальнейшем будем рассматривать систему вида

$$(K^T V_\eta^{-1} K + \alpha W_\varphi) \varphi_\alpha = K^T V_\eta^{-1} \tilde{f}. \quad (3.3)$$

В качестве матрицы W_φ используется либо единичная матрица (регуляризация нулевого порядка), либо матрица вида

$$W_\varphi = \begin{vmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ & -1 & 2 & -1 \\ 0 & & -1 & 1 \end{vmatrix}$$

(регуляризация первого порядка).

Рассмотрим вектор невязки $e_\alpha = f - K\varphi_\alpha = E(\alpha)\tilde{f}$, где $E(\alpha)$ - оператор невязки, который для решения, определяемого из системы (3), равен

$$\begin{aligned} E(\alpha) &= I - K \left(K^T V_\eta^{-1} K + \alpha W_\varphi \right)^{-1} K^T V_\eta^{-1} \text{ или} \\ E(\alpha) &= V_\eta \left(V_\eta + \alpha^{-1} K W_\varphi^{-1} K^T \right)^{-1}. \end{aligned} \quad (3.4)$$

Тогда для матрицы ковариации вектора невязки $V_e(\alpha) = M[e_\alpha e_\alpha^T]$ мы можем записать:

$$V_e(\alpha) = E(\alpha) V_{\tilde{f}} E^T(\alpha). \quad (3.5)$$

где $V_{\tilde{f}}$ - матрица ковариации вектора правой части

$$V_f = M[f \cdot f^T].$$

В качестве α_{opt} возьмем такое значение α_w , при котором принимается основная статистическая гипотеза:

$$H_0: V_e(\alpha) = V_\eta E^T(\alpha). \quad (3.6)$$

Таким образом, значение α_w можно рассматривать как оценку оптимального параметра регуляризации α_{opt} .

Для проверки гипотезы (3.6) введем статистику

$$\rho_w(\alpha) = e_\alpha^T [V_\eta E^T(\alpha)]^{-1} e_\alpha, \quad (3.7)$$

Подставляя (3.4) в (3.7), получим

$$\rho_W(\alpha) = \tilde{f}^T V_\eta^{-1} e_\alpha \text{ или}$$

$$\rho_W(\alpha) = \tilde{f}^T \left(V_\eta + \alpha^{-1} K W_\varphi^{-1} K^T \right)^{-1} \tilde{f}. \quad (3.8)$$

Введем параметр $\gamma = 1/\alpha$. Тогда выражение (3.9) примет вид

$$\rho_W(\gamma) = \tilde{f}^T \left(V_\eta + \gamma K W_\varphi^{-1} K^T \right)^{-1} \tilde{f}. \quad (3.9)$$

$$M[\rho_W(\gamma)] = Sp \left[\left(V_\eta E^T(\gamma) \right)^{-1} \left(V_\eta E^T(\gamma) \right) \right] = Sp[I_N] = N,$$

где I_N – единичная матрица размера $N \times N$.

Статистика $\rho_W(\gamma)$ pari $\gamma = \gamma_w$ подчиняется χ^2 -распределению с N степенями свободы. Тогда проверка гипотезы (3.6) сводится к проверке предположения: подчиняется ли величина $\rho_W(\gamma)$ χ^2 -распределению с N степенями свободы. Для этого построим интервал

$$\Theta_N(\beta) = [\vartheta_N(\beta/2), \vartheta_N(1-\beta/2)], \quad (3.10)$$

где $\vartheta_N(\beta/2)$ – квантиль χ^2 -распределения уровня $\beta/2$. Если $\rho_W(\alpha)$ попадает в интервал (3.10), т.е. выполняется неравенство

$$\vartheta_N(\beta/2) \leq \rho_W(\gamma) \leq \vartheta_N(1-\beta/2), \quad (3.11)$$

то гипотеза (3.6) может быть принята с вероятностью ошибки первого рода, равной β . Следовательно, значение α_w , при котором выполняется (3.11), является оценкой для α_{opt} .

Для $N \leq 10$ граничные точки интервала $\Theta_N(\beta)$ – квантили $\vartheta_N(\beta/2)$, $\vartheta_N(1-\beta/2)$ при $\beta = 0.1$ приведены в таблице 3.1.

Таблица 3.1

N	4	5	6	7	8	9	10
-----	---	---	---	---	---	---	----

$\vartheta_N(0.05)$	0	1	1	2	2	3	3
	.71	.14	.64	.17	.73	.32	.94
$\vartheta_N(0.95)$	9	1	1	1	1	1	1
	.49	1.0	2.6	4.1	5.5	6.9	8.3

Если $N > 10$, то квантили достаточно точно могут аппроксимироваться следующими выражениями:

$$\vartheta_N(0.05) \approx N - 1.64\sqrt{2N}; \quad \vartheta_N(0.95) \approx N + 1.64\sqrt{2N}. \quad (3.12)$$

Для вычисления γ_w используем итерационную процедуру ньютоновского типа:

$$\gamma^{(n)} = \gamma^{(n-1)} - \frac{\rho_w(\gamma^{(n-1)}) - N}{\rho'_w(\gamma^{(n-1)})}, \quad n = 1, 2, \dots, \quad (3.13)$$

с начальным значением $\gamma^{(0)} \square 10^{-15}$. В качестве γ_w принимается значение $\gamma^{(n)}$, удовлетворяющее (3.12). Заметим, что эта процедура решает нелинейное уравнение $\rho_w(\gamma) = N$, но момент останова определяется условием (3.12).

Замечание. Для вычисления статистики (3.9) необходимо вычислять обратную матрицу $(V_\eta + \gamma K W_\phi^{-1} K^T)^{-1}$, что приводит к увеличению трудоемкости вычислений. Чтобы этого избежать, запишем статистику $\rho_w(\gamma)$ в форме $\rho_w(\gamma) = f^T \cdot q_\gamma$, где вектор q_γ является решением системы

$$(V_\eta + \gamma K W_\phi^{-1} K^T) \cdot q = f. \quad (3.14)$$

В формуле (3.14) используется производная $\rho'_w(\gamma)$, равная $\rho'_w(\gamma) = f^T q'_\gamma$, где вектор q'_γ является решением системы уравнений

$$\left(V_\eta + \gamma K W_\varphi^{-1} K^T \right) \cdot \left(K W_\varphi^{-1} K^T \right)^{-1} q' = -q_\gamma . \quad (3.15).$$

Задание 3.1.

Для построенного регуляризованного решения в лабораторной работе №2 при неполной информации (см. задание 2.3 в работе №2) вычислить:

- 1) параметр регуляризации α_w ;
- 2) регуляризованное решение Φ_{α_w} ;
- 3) ошибку решения $\Delta_{\alpha_j} = b_{\alpha_j} + \sqrt{V_{\xi\alpha_j}}$, $j = 1, \dots, M$

Примечание. При наличии научной задачи магистранта, которую можно свести к системе линейных уравнений, провести исследования этой задачи

§3.2. Алгоритм выбора параметра регуляризации основе статистического принципа невязки

Для вычисления значения α_V проверяется статическая гипотеза

$$H_0 : V_e(\alpha) = V_\eta \quad (3.27)$$

Для проверки (3.27) введем статистику $\rho_V(\alpha) = e_\alpha^T V_\eta^{-1} e_\alpha$.

Здесь $e_\alpha = f - K\Phi_\alpha$ - вектор невязки. Учитывая, что $\varphi_\alpha = \left(K^T V_\eta^{-1} K + \alpha W_\varphi \right)^{-1} K^T V_\eta^{-1} \tilde{f}$, получим:

$$e_\alpha = f - K\varphi_\alpha = \tilde{f} - K \left(K^T V_\eta^{-1} K + \alpha W_\varphi \right)^{-1} K^T V_\eta^{-1} \tilde{f} = \\ = V_\eta \left(V_\eta + \alpha^{-1} K W_\varphi^{-1} K^T \right)^{-1} f \quad (3.28)$$

Тогда выражение для статистики примет вид:

$$\rho_V(\alpha) = e_\alpha^T V_\eta^{-1} e_\alpha = \\ = f^T \left(V_\eta + \alpha^{-1} K W_\varphi^{-1} K^T \right)^{-1} V_\eta \left(V_\eta + \alpha^{-1} K W_\varphi^{-1} K^T \right)^{-1} f$$

Введем $\gamma = 1/\alpha$, получим

$$\rho_V(\gamma) = f^T \left(V_\eta + \gamma K W_\varphi^{-1} K^T \right)^{-1} V_\eta \left(V_\eta + \gamma K W_\varphi^{-1} K^T \right)^{-1} f . \quad (3.29)$$

Вычислим производную по γ . Для этого представим $\rho_V(\gamma)$ в виде

$$\rho_V(\gamma) = g^T V_\eta g , \quad (3.30)$$

где

$$g = \left(V_\eta + \gamma K W_\varphi^{-1} K^T \right)^{-1} f . \quad (3.31)$$

Тогда производная от $\rho_V(\gamma)$ равна

$$(\rho_V(\gamma))' = 2g^T V_\eta g' , \quad (3.32)$$

где

$$g' = - \left(K W_\varphi^{-1} K^T \right) \left(V_\eta + \gamma K W_\varphi^{-1} K^T \right)^{-2} f = \\ = - \left(K W_\varphi^{-1} K^T \right) \left(V_\eta + \gamma K W_\varphi^{-1} K^T \right)^{-1} g \quad (3.33)$$

Вычисление g' по формуле (3.33) эквивалентно решению системы уравнений

$$\left(V_\eta + \gamma K W_\varphi^{-1} K^T \right) \left(K W_\varphi^{-1} K^T \right)^{-1} g' = -g . \quad (3.34)$$

Для вычисления γ_V используем итерационную процедуру ньютоновского типа:

$$\gamma^{(n)} = \gamma^{(n-1)} - \frac{\rho_V(\gamma^{(n-1)}) - N}{\rho'_V(\gamma^{(n-1)})}, \quad n = 1, 2, \dots, \quad (3.35)$$

с начальным условием $\gamma^{(0)} \square 10^{-15}$.

Итерационный процесс завершаем при выполнении условия

$$\vartheta_N(\beta/2) \leq \rho_V(\gamma) \leq \vartheta_N(1-\beta/2). \quad (3.36)$$

где $\vartheta_N(\beta/2)$, $\vartheta_N(1-\beta/2)$ – квантили χ^2 -распределения с N степенями свободы уровней $\beta/2$, $1-\beta/2$ соответственно.

Задание 3.2.

Для построенного регуляризованного решения в лабораторной работе №2 при неполной информации (см. задание 4 в работе №2) вычислить:

- 1) параметр регуляризации α_V ;
- 2) регуляризованное решение Φ_{α_V} ;
- 3) ошибку решения $\Delta_{\alpha_j} = b_{\alpha_j} + \sqrt{V_{\xi\alpha_j}}, \quad j = 1, \dots, M$.

§3.3. Алгоритм поиска α_{CV} методом перекрестной значимости

Предположим, что корреляционная матрица шума измерений V_η неизвестна. В этом случае регуляризованное решение φ_α определяется из системы уравнений

$$(K^T K + \alpha W_\varphi) \varphi_\alpha = K^T \tilde{f}. \quad (3.36)$$

Выбор параметра методом перекрестной значимости (cross-validation method CV) осуществляется из условия минимума функционала

$$U(\alpha) = \frac{1}{N} \sum_{i \in I_u} \left(\tilde{f}_i - \left\{ K \varphi_\alpha^{(i)} \right\}_i \right)^2, \quad (3.39)$$

где $\varphi_\alpha^{(i)}$ – решение, построенное по вектору $\tilde{f}^{(i)}$, полученному из вектора \tilde{f} путем удаления проекции \tilde{f}_i ; I_u – множество индексов, состоящее из значений $\{1, 2, \dots, N\}$. Величина α_u , доставляющая минимум $U(\alpha)$, применяется в качестве параметра регуляризации, выбранного по методу перекрестной значимости.

Задание 3.3. Для построенного регуляризованного решения (3.38) вычислить провести следующие вычисления.

Шаг 1.

- а) Задать начальное значение параметра регуляризации $\alpha_{cv} = 10^{-10}$.
- б) «Проредить компоненты вектора правой части f , удаляя все четные компоненты, начиная со второй, т.е. f_2, f_4, \dots, f_{n-1} (здесь n – нечетное). По полученному вектору $\tilde{f}^{(1)}$ с нечетными проекциями f_1, f_3, \dots, f_n при заданном значении параметра α_{cv} построить решение (3.38) $\varphi_{\alpha_{cv}}^{(1)}$ и затем вычислить невязку $\frac{1}{N} \sum_{i \in I_u} \left(\tilde{f}_i - \left\{ K \varphi_{\alpha_{cv}}^{(1)} \right\}_i \right)^2$ в точках, которые были удалены при построении регуляризованного решения, т.е. использовать проекции f_2, f_4, \dots, f_{n-1} .
- с) Изменить значение параметра α_{cv} на порядок и выполнить шаг 2.

Вычисления закончить при достижении минимума (3.39).

Шаг 2. С найденным значением параметра α_{cv} построить регуляризованное решение (3.38) $\varphi_{\alpha_{cv}}$.

Шаг 3. Вычислить ошибку решения $\Delta_{\alpha_j} = b_{\alpha_j} + \sqrt{V_{\xi\alpha_j}}, j = 1, \dots, M$.

Примечание. При наличии научной задачи магистранта, которую можно свести к системе линейных уравнений, провести исследования этой задачи

Практическое занятие №4

Локальная регуляризация

§4.1. Векторный параметр регуляризации

Рассмотрим сглаживающий функционал вида

$$F_\alpha[\varphi] = \|\tilde{f} - K\varphi\|_{W_f}^2 + \alpha \cdot \sum_{j=2}^M (\varphi_j - \varphi_{j-1})^2, \quad (4.1)$$

в котором в качестве матрицы W_φ используется трехдиагональная матрица (размером $M \times M$) вида

$$W_\varphi = \begin{vmatrix} 1 & -1 & & & 0 \\ -1 & 2 & -1 & & \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & \ddots & \\ 0 & & -1 & 1 & \end{vmatrix} \quad (4.2)$$

Вместо скалярного параметра регуляризации введем во второе слагаемое этого функционала *векторный параметр регуляризации*

$$\mu = \{\mu_2, \mu_3, \dots, \mu_M\}. \quad (4.3)$$

Тогда имеем новый сглаживающий функционал:

$$F[\varphi, \mu] = \|\tilde{f} - K\varphi\|_{W_f}^2 + \sum_{j=2}^M \mu_j^2 (\varphi_j - \varphi_{j-1})^2. \quad (4.4)$$

Определив матрицу:

$$M(\mu) = \begin{vmatrix} \mu_2^2 & -\mu_2^2 & & 0 \\ -\mu_2^2 & (\mu_2^2 + \mu_3^2) & -\mu_3^2 & \\ 0 & -\mu_3^2 & (\mu_3^2 + \mu_4^2) & -\mu_4^2 \\ & & \ddots & \ddots \\ 0 & & -\mu_M^2 & \mu_M^2 \end{vmatrix}, \quad (4.5)$$

функционал (4.4) можно переписать в виде:

$$F[\varphi, \mu] = \|\tilde{f} - K\varphi\|_{W_f}^2 + \|\varphi\|_{M(\mu)}^2. \quad (4.6)$$

Введем функционал

$$\tilde{A}[\mu] = \gamma_1^2 \cdot \sum_{j=2}^M (\mu_j - \gamma_0)^2 + \gamma_2^2 \cdot \sum_{j=3}^M (\mu_j - \mu_{j-1})^2 \quad (4.7)$$

и ограничения $0 \leq \mu_j \leq \gamma_0, j = 2, \dots, M$.

Введем новый сглаживающий функционал (назовем его *локальным сглаживающим функционалом*)

$$\Phi[\varphi, \mu] = F[\varphi, \mu] + \Gamma[\mu] \quad (4.8)$$

и определим точку его минимума (φ_μ^*, μ^*) из условий:

$$\frac{\partial \Phi[\varphi, \mu]}{\partial \varphi_j} = 0, \quad j = 1, \dots, M; \quad (4.9)$$

$$\frac{\partial \Phi[\varphi, \mu]}{\partial \mu_j} = 0, \quad j = 2, \dots, M. \quad (4.10)$$

Точку минимума (φ^*, μ^*) функционала $\Phi[\varphi, \mu]$ ищем итерационным путем из решения совместных систем вида

$$\sum_{j=1}^M (K^T W_f K + M(\mu^{(l)}))_{i,j} \varphi_j^{(l)} = (K^T W_f \tilde{f})_i, \quad i = 1, \dots, M, \quad (4.11)$$

$$\begin{aligned}
& \left[\left(\varphi_2^{(l)} - \varphi_1^{(l)} \right)^2 + \gamma_1^2 + 2\gamma_2^2 \right] \cdot \mu_2^{(l+1)} - \gamma_2^2 \cdot \mu_3^{(l+1)} = \gamma_1^2 \gamma_0; \\
& -\gamma_2^2 \cdot \mu_{i-1}^{(l+1)} + \left[\left(\varphi_i^{(l)} - \varphi_{i-1}^{(l)} \right)^2 + \gamma_1^2 + 2\gamma_2^2 \right] \cdot \mu_i^{(l+1)} - \gamma_2^2 \cdot \mu_{i+1}^{(l+1)} = \gamma_1^2 \gamma_0, i = 3, \dots, M-1; \\
& -\gamma_2^2 \cdot \mu_{M-1}^{(l+1)} + \left[\left(\varphi_M^{(l)} - \varphi_{M-1}^{(l)} \right)^2 + \gamma_1^2 + 2\gamma_2^2 \right] \cdot \mu_M^{(l+1)} = \gamma_1^2 \gamma_0.
\end{aligned} \tag{4.12}$$

$$\mu_i^{(l+1)} = \begin{cases} \mu_i^{(l+1)}, & \text{если } 0 \leq \mu_i^{(l+1)} \leq \gamma_0; \\ 0, & \text{если } \mu_i^{(l+1)} < 0; \\ \gamma_0, & \text{если } \mu_i^{(l+1)} > \gamma_0. \end{cases}, \quad l = 1, 2, \dots \tag{4.13}$$

$$\gamma_0 = \sqrt{\alpha_w}. \tag{4.14}$$

Условием прекращения итераций является одновременное выполнение условий:

$$\frac{\|\mu^{(l)} - \mu^{(l-1)}\|}{\|\mu^{(l)}\|} \leq \varepsilon; \quad \frac{\|\varphi^{(l)} - \varphi^{(l-1)}\|}{\|\varphi^{(l)}\|} \leq \varepsilon, \tag{4.15}$$

где ε – достаточно малая величина – порядка $10^{-4} \div 10^{-3}$. В качестве начального значения $\mu^{(0)}$ примем вектор с проекциями

$$\mu_i^{(0)} = \frac{\sqrt{\alpha_w}}{2}, \quad i = 2, \dots, M, \tag{4.16}$$

где α_w – оценка α_{opt} по критерию оптимальности (см. п. 3.1).

Значения γ_1 и γ_2 в системе (4.12) равны: $\gamma_1 = 5$, $\gamma_2 = 0.5$

Задание 4.1.

По формулам (4.11) – (4.16) построить локальное регуляризованное решение, используя найденное в лабораторной работе №3 (см. задание 3.1) глобальное регуляризованное решение.

Литература

1. Воскобойников Ю.Е., Мицель А.А. Некорректные задачи математической физики. Часть 1. Лекционный курс: учебное пособие/ Томский гос. ун-т систем управления и радиоэлектроники (ТУСУР). – Томск: 2018. – 126 с.