**5.124.** Построить сходящийся метод простой итерации (5.7) для системы уравнений с матрицей

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0,5 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0,5 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0,5 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & 0,5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 2 \end{pmatrix}.$$

Ответ: матрица положительно определена и имеет два кратных собственных числа  $\lambda_1=1$  и  $\lambda_2=2$ , поэтому условие сходимости имеет вид:  $0<\tau<\frac{1}{2}$ .

5.125. При каких условиях итерационный метод

$$\mathbf{x}^{k+1} = (2B^2 - I)\mathbf{x}^k + 2(B+I)\mathbf{c}$$

сходится быстрее метода простой итерации  $\mathbf{x}^{k+1} = B\mathbf{x}^k + \mathbf{c}$ ?

## 5.5. Вариационные методы

Класс вариационных методов строится как множество методов минимизации некоторых функционалов, минимум которых достигается на решении исходной системы линейных уравнений. Конкретный вид функционала и алгоритм минимизации определяют параметры итерационного процесса. Порядок сходимости рассматриваемых вариационных методов не хуже, чем у линейного одношагового метода. При этом для практической реализации данных методов не требуется знания границ m, M спектра матрицы A.

**Метод наискорейшего градиентного спуска.** Пусть  $A=A^T>0$ . Расчетные формулы итерационного процесса имеют вид

$$\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{x}^k + \tau_k(\mathbf{b} - A\mathbf{x}^k), \quad \tau_k = \frac{(\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k)}{(A\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k)}, \ k = 0, 1, \dots,$$

где  $\mathbf{r}^k = \mathbf{b} - A\mathbf{x}^k$  — вектор невязки.

Отметим, что в приведенных формулах на каждой итерации требуется два умножения матрицы A на вектор.

**5.126.** Преобразовать формулы метода наискорейшего градиентного спуска так, чтобы на каждой итерации использовалось одно умножение матрицы A на вектор.

Ответ: пусть векторы  $\mathbf{x}^k$  и  $\mathbf{r}^k$  известны, тогда последовательно вычислим:

1) 
$$\mathbf{y} = A\mathbf{r}^k; 2$$
)  $\tau_k = \frac{(\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k)}{(\mathbf{y}, \mathbf{r}^k)}; 3$ )  $\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{x}^k + \tau_k \mathbf{r}^k; 4$ )  $\mathbf{r}^{k+1} = \mathbf{r}^k - \tau_k \mathbf{y}.$ 

Здесь на каждой итерации присутствует только одно умножение матрицы A на вектор, однако требуется хранить два вектора вместо одного.

- **5.127.** Пусть  $A = A^T > 0$  и  $F(\mathbf{x}) = (A\mathbf{x}, \mathbf{x}) 2(\mathbf{b}, \mathbf{x})$  квадратичная функция. Доказать, что:
- 1)  $F(\mathbf{x}) = ||\mathbf{x}^* \mathbf{x}||_A^2 ||\mathbf{x}^*||_A^2$ , где  $\mathbf{x}^*$  точное решение системы  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ :
- 2) равенство  $F(\mathbf{x}^*) = \min_{\mathbf{x}} F(\mathbf{x})$  выполняется тогда и только тогда, когда  $\mathbf{x}^*$  решение системы  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ ;
  - 3) для градиента функции  $F(\mathbf{x})$  справедлива формула

$$\operatorname{grad} F(\mathbf{x}) = 2(A\mathbf{x} - \mathbf{b}).$$

< 1) Преобразуем данное выражение

$$||\mathbf{x}^* - \mathbf{x}||_A^2 - ||\mathbf{x}^*||_A^2 = (A(\mathbf{x}^* - \mathbf{x}), \mathbf{x}^* - \mathbf{x}) - (A\mathbf{x}^*, \mathbf{x}^*) =$$
$$= (A\mathbf{x}, \mathbf{x}) - 2(A\mathbf{x}^*, \mathbf{x}) = F(\mathbf{x}).$$

- 2) Если A>0, то  $(A(\mathbf{x}^*-\mathbf{x}),\mathbf{x}^*-\mathbf{x})>0$  при  $\mathbf{x}\neq\mathbf{x}^*$ , поэтому функция  $F(\mathbf{x})$  имеет минимум, и притом единственный, при  $\mathbf{x}=\mathbf{x}^*$ .
- 3) Последнее утверждение проверяется покомпонентным дифференцированием:  $\frac{\partial F(\mathbf{x})}{\partial x_i}$ .
- **5.128.** Пусть решение системы  $A\mathbf{x}^* = \mathbf{b}$  ищется как точка минимума функционала  $F(\mathbf{x}) = (A\mathbf{x}, \mathbf{x}) 2(\mathbf{b}, \mathbf{x})$  (см. 5.127) по следующему алгоритму:  $\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{x}^k \delta_k \operatorname{grad} F(\mathbf{x}^k),$

где параметр  $\delta_k$  выбирается из условия минимума величины

$$F(\mathbf{x}^k - \delta_k \operatorname{grad} F(\mathbf{x}^k)).$$

Доказать, что  $2\delta_k \equiv \tau_k = \frac{(\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k)}{(A\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k)}$  и расчетные формулы совпадают с формулами наискорейшего градиентного спуска.

Указание. Подставив grad  $F(\mathbf{x}) = 2(A\mathbf{x} - \mathbf{b})$  в выражение для  $\mathbf{x}^{k+1}$ , получить  $\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{x}^k + 2\delta_k(\mathbf{b} - A\mathbf{x}^k)$ .

Далее из условия  $F'_{\delta_k}(\mathbf{x}^{k+1}) = 0$  найти  $2\delta_k \equiv \tau_k = \frac{(\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k)}{(A\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k)}$ .

**5.129.** Показать, что на k-м шаге метода наискорейшего градиентного спуска минимизируется норма  $\|\mathbf{z}^k\|_A = \sqrt{(A\mathbf{z}^k,\mathbf{z}^k)}$  вектора ошибки  $\mathbf{z}^k = \mathbf{x} - \mathbf{x}^k$ , где  $\mathbf{x}$ — точное решение.

 $\triangleleft$  Действительно, так как  $\mathbf{z}^{k+1} = (I - \tau_k A)\mathbf{z}^k$ , то

$$\|\mathbf{z}^{k+1}\|_A^2 = (A(I - \tau_k A)\mathbf{z}^k, (I - \tau_k A)\mathbf{z}^k) =$$

$$= \|\mathbf{z}^k\|_A^2 - 2\tau_k (A\mathbf{z}^k, A\mathbf{z}^k) + \tau_k^2 (AA\mathbf{z}^k, A\mathbf{z}^k).$$

Отсюда после дифференцирования по  $\tau_k$  находим, что минимум достигается при  $\tau_k = \frac{(A\mathbf{z}^k, A\mathbf{z}^k)}{(AA\mathbf{z}^k, A\mathbf{z}^k)}$ . Учитывая, что  $A\mathbf{z}^k = \mathbf{b} - A\mathbf{x}^k = \mathbf{r}^k$ , имеем  $\mathbf{r}^k$ 

$$\tau_k = \frac{(\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k)}{(A\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k)}.$$

Отметим, что минимизация евклидовой нормы  $\|\mathbf{z}^k\| = \sqrt{(\mathbf{z}^k, \mathbf{z}^k)}$  вектора ошибки приводит к неконструктивным формулам для параметра  $\tau_k = \frac{(\mathbf{r}^k, \mathbf{z}^k)}{(\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k)}$ , так как вектор  $\mathbf{z}^k$  неизвестен.

**5.130.** Пусть  $A=A^T>0$  и  $\lambda(A)\in[m,M]$ . Доказать, что метод наискорейшего градиентного спуска для решения системы  $A\mathbf{x}=\mathbf{b}$  сходится с произвольного начального приближения и верна оценка

$$\|\mathbf{z}^k\|_A \leqslant \left(\frac{M-m}{M+m}\right)^k \|\mathbf{z}^0\|_A, \quad \text{где } \mathbf{z}^k = \mathbf{x} - \mathbf{x}^k, \ \|\mathbf{z}\|_A^2 = (A\mathbf{z}, \mathbf{z}).$$

 $\triangleleft$  Действительно, параметр  $\tau_k$  минимизирует на k-м шаге норму  $\|\mathbf{z}^k\|_A$ , следовательно с параметром  $\tau_0$  оптимального линейного одношагового метода оценка не лучше:

$$\|\mathbf{z}^{k+1}\|_{A} = \min_{\tau_{k}} \|(I - \tau_{k}A)\mathbf{z}^{k}\|_{A} \leq \|(I - \tau_{0}A)\mathbf{z}^{k}\|_{A} \leq$$

$$\leq \|I - \tau_{0}A\|_{A}\|\mathbf{z}^{k}\|_{A} = \frac{M - m}{M + m}\|\mathbf{z}^{k}\|_{A},$$

так как  $A = A^T > 0$  и, учитывая 5.32, для произвольного  $\tau_0$  имеем  $\|I - \tau_0 A\|_A = \|I - \tau_0 A\|_2$ .

**5.131.** Пусть  $A=A^T>0$  и  $\lambda(A)\in[m,M].$  Доказать следующую оценку скорости сходимости метода наискорейшего градиентного спуска

$$\|\mathbf{z}^k\|_2 \leqslant \left(1 - \frac{m}{M}\right)^k \|\mathbf{z}^0\|_2$$
, где  $\mathbf{z}^k = \mathbf{x} - \mathbf{x}^k$ .

Указание. Ведем следующие обозначения:  $A \mathbf{e}_1 = m \mathbf{e}_1, A \mathbf{e}_2 = M \mathbf{e}_2.$  Пусть  $\mathbf{z}^k = \mathbf{e}_1 + \gamma \mathbf{e}_2$ , где  $\gamma \neq 0$ — произвольный параметр. Тогда  $\mathbf{r}^k = \mathbf{b} - A\mathbf{x}^k = A\mathbf{z}^k$  и  $\tau_k = \frac{(\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k)}{(A\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k)} = \frac{m^2 + \gamma^2 M^2}{m^3 + \gamma^2 M^3}$ . В результате подста-

новки имеем  $\mathbf{z}^{k+1} = \frac{\gamma(M-m)}{m^3 + \gamma^2 M^3} (\gamma M^2 \mathbf{e}_1 - m^2 \mathbf{e}_2)$ , что приводит к искомой

оценке для этого частного случая. Если в разложении ошибки  $\mathbf{z}^k$  присутствуют векторы, отвечающие собственным значениям  $\lambda(A) \in (m, M)$ , то несложно показать, что для соответствующих компонент  $\mathbf{z}^{k+1}$  множитель перехода не превосходит величины  $1 - \frac{m}{M}$ .

**5.132.** Пусть  $A = A^T > 0$  и  $\lambda(A) \in [m, M]$ . Доказать следующую оценку скорости сходимости метода наискорейшего градиентного спуска:

$$\|\mathbf{z}^k\|_2 \leqslant \left(\frac{M-m}{M+m}\right)^k \sqrt{\frac{M}{m}} \|\mathbf{z}^0\|_2, \quad \mathbf{z}^k = \mathbf{x} - \mathbf{x}^k.$$

**Метод минимальных невязок.** Пусть  $A = A^T > 0$ . Расчетные формулы итерационного процесса имеют вид

$$\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{x}^k + \tau_k(\mathbf{b} - A\mathbf{x}^k), \quad \tau_k = \frac{(A\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k)}{(A\mathbf{r}^k, A\mathbf{r}^k)}, \quad k = 0, 1, \dots,$$

где  $\mathbf{r}^k = \mathbf{b} - A\mathbf{x}^k$  — вектор невязки.

**5.133.** Показать, что на k-м шаге метода минимальных невязок минимизируется норма  $\|\mathbf{z}^k\|_{A^2} = \sqrt{(A\mathbf{z}^k, A\mathbf{z}^k)}$  вектора ошибки  $\mathbf{z}^k = \mathbf{x} - \mathbf{x}^k$ .

 $\triangleleft$  Действительно, так как  $\mathbf{z}^{k+1} = (I - \tau_k A)\mathbf{z}^k$ , то

$$\|\mathbf{z}^{k+1}\|_{A^2}^2 = (A(I - \tau_k A)\mathbf{z}^k, A(I - \tau_k A)\mathbf{z}^k) =$$

$$= \|\mathbf{z}^k\|_{A^2}^2 - 2\tau_k (A^2\mathbf{z}^k, A\mathbf{z}^k) + \tau_k^2 (A^2\mathbf{z}^k, A^2\mathbf{z}^k).$$

Отсюда после дифференцирования по  $\tau_k$ , учитывая, что  $A\mathbf{z}^k = \mathbf{b} - A\mathbf{x}^k =$  $=\mathbf{r}^k$ , находим: минимум достигается при  $au_k=rac{(A\mathbf{r}^k,\mathbf{r}^k)}{(A\mathbf{r}^k,A\mathbf{r}^k)}$ . Итерационный алгоритм с таким набором параметров называется методом минимальных

невязок, так как  $\|\mathbf{z}^{k+1}\|_{A^2}^2 = (A\mathbf{z}^{k+1}, A\mathbf{z}^{k+1}) = \|\mathbf{r}^{k+1}\|_2^2$ .

**5.134.** Пусть  $A = A^T > 0$  и  $\lambda(A) \in [m, M]$ . Доказать, метод минимальных невязок для системы  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$  сходится с произвольного начального приближения и верна оценка

$$\|\mathbf{z}^k\|_{A^2} \leqslant \left(\frac{M-m}{M+m}\right)^k \|\mathbf{z}^0\|_{A^2}, \quad \mathbf{z}^k = \mathbf{x} - \mathbf{x}^k, \ \|\mathbf{z}\|_{A^2}^2 = (A\mathbf{z}, A\mathbf{z}).$$

Указание. См. решение 5.130, учитывая, что  $||I - \tau_0 A||_{A^2} = ||I - \tau_0 A||_2$ .

**5.135.** Пусть  $A + A^T > 0$  и  $\mu = \frac{\lambda_{\min}(A + A^T)}{2}$ ,  $\sigma = \|A\|_2$ . Показать, что метод минимальных невязок для системы  $A \mathbf{x} = \mathbf{b}$  сходится с произвольного начального приближения и верна оценка

$$\|\mathbf{r}^{k+1}\|_{2} \leqslant \left(1 - \frac{\mu^{2}}{\sigma^{2}}\right)^{1/2} \|\mathbf{r}^{k}\|_{2}.$$

 $\triangleright$ 

$$Arr$$
 Так как  $\mathbf{z}^{k+1} = (I - \tau_k A) \mathbf{z}^k$ , где  $\tau_k = \frac{(A\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k)}{(A\mathbf{r}^k, A\mathbf{r}^k)}$ , то 
$$\|\mathbf{r}^{k+1}\|_2^2 = \|\mathbf{z}^{k+1}\|_{A^2}^2 = (A(I - \tau_k A) \mathbf{z}^k,$$
  $A(I - \tau_k A) \mathbf{z}^k) = \|\mathbf{r}^k\|_2^2 - 2\tau_k (A\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k) + \tau_k^2 (A\mathbf{r}^k, A\mathbf{r}^k) = \|\mathbf{r}^k\|_2^2 - \frac{(A\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k)^2}{(A\mathbf{r}^k A\mathbf{r}^k)}.$ 

Отсюда, учитывая неравенства

$$(A\mathbf{r}^k, A\mathbf{r}^k) \leqslant ||A||_2^2 ||\mathbf{r}^k||_2^2 \leqslant \sigma^2 ||\mathbf{r}^k||_2^2,$$

$$(A\mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k) = \left(\frac{A + A^T}{2} \mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k\right) + \left(\frac{A - A^T}{2} \mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k\right) = \left(\frac{A + A^T}{2} \mathbf{r}^k, \mathbf{r}^k\right) \geqslant \mu ||\mathbf{r}^k||_2^2,$$

имеем требуемую оценку.

**5.136.** Пусть  $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, ..., \mathbf{e}_n$  — базис пространства  $\mathbf{R}^n$ . Доказать сходимость с произвольного начального приближения следующего итерационного метода (метода оптимального координатного спуска) решения невырожденной системы уравнений  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ :

$$\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{x}^k + \frac{(\mathbf{b} - A\mathbf{x}^k, A\mathbf{e}_j)}{||A\mathbf{e}_i||_2^2} \, \mathbf{e}_j, \quad j = \arg\max_l \frac{|(\mathbf{b} - A\mathbf{x}^k, A\mathbf{e}_l)|}{||A\mathbf{e}_l||_2} \,.$$

## 5.6. Неявные методы

Скорость сходимости рассмотренных итерационных процессов зависела от отношения  $\frac{m}{M}$  границ спектра матрицы  $A=A^T>0$ , т. е. от обусловленности задачи. Для «улучшения» исходной задачи можно перейти к некоторой эквивалентной системе  $B^{-1}A\mathbf{x}=B^{-1}\mathbf{b}$  при условии невырожденности матрицы B

 $\frac{\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^k}{\tau} + B^{-1}A\mathbf{x}^k = B^{-1}\mathbf{b}.$  (5.9)

**Метод спектрально-эквивалентных операторов.** Пусть  $A = A^T > 0$ . Перепишем итерационный алгоритм (5.9) в следующем виде:

$$B\frac{\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^k}{\tau} + A\mathbf{x}^k = \mathbf{b},\tag{5.10}$$

который также называют обобщенным методом простой итерации или методом с предобусловливателем B.

Неявный двухслойный итерационный алгоритм (5.10) требует на каждом шаге решения задач вида  $B\mathbf{y}=\mathbf{f}$  и совпадает с рассмотренными выше методами при B=I. Известно, что алгоритм (5.10) сходится при  $B>\frac{\tau}{2}\,A,\, \tau>0$ . Если дополнительно  $B=B^T>0$  и  $m_1B\leqslant A\leqslant M_1B$ , то

при  $au = \frac{2}{m_1 + M_1}$  метод сходится со скоростью геометрической прогрессии