

## 2.2. Решение систем нелинейных уравнений

Систему нелинейных уравнений с n неизвестными можно записать в виде

или, более коротко, в векторной форме

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \mathbf{0}\,,\tag{2.11}$$

где x - вектор неизвестных величин, f - вектор-функция

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_n \end{pmatrix}, \qquad \mathbf{f} = \begin{pmatrix} f_1(\mathbf{x}) \\ f_2(\mathbf{x}) \\ \dots \\ f_n(\mathbf{x}) \end{pmatrix}, \qquad \mathbf{0} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \dots \\ 0 \end{pmatrix}.$$

В редких случаях для решения такой системы удается применить метод последовательного исключения неизвестных и свести решение исходной задачи к решению одного нелинейного уравнения с одним неизвестным. Значения других неизвестных величин находятся соответствующей подстановкой в конкретные выражения. Однако в подавляющем большинстве случаев для решения систем нелинейных уравнений используются итерационные методы.

В дальнейшем предполагается, что ищется изолированное решение нелинейной системы.

Как и в случае одного нелинейного уравнения, локализация решения может осуществляться на основе специфической информации по конкретной решаемой задаче (например, по физическим соображениям), и - с помощью методов математического анализа. При решении системы двух уравнений, достаточно часто удобным является графический способ, когда месторасположение корней определяется как точки пересечения кривых  $f_1(x_1,x_2)=0$ ,  $f_2(x_1,x_2)=0$  на плоскости  $(x_1,x_2)$ .



Метод Ньютона. Если определено начальное приближение  $\mathbf{x}^{(0)} = (x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, ..., x_n^{(0)})^{\mathrm{T}}$ , итерационный процесс нахождения решения системы (2.10) методом Ньютона можно представить в виде

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = x_1^{(k)} + \Delta x_1^{(k)} \\ x_2^{(k+1)} = x_2^{(k)} + \Delta x_2^{(k)} \\ \dots \\ x_n^{(k+1)} = x_n^{(k)} + \Delta x_n^{(k)} \end{cases}$$
  $k = 0, 1, 2, \dots$  (2.12)

где значения приращений  $\Delta x_1^{(k)}$ ,  $\Delta x_2^{(k)}$ ,...,  $\Delta x_n^{(k)}$  определяются из решения системы линейных алгебраических уравнений, все коэффициенты которой выражаются через известное предыдущее приближение  $\mathbf{x}^{(k)} = (x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, ..., x_n^{(k)})$ 

В векторно-матричной форме расчетные формулы имеют вид

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \Delta \mathbf{x}^{(k)}$$
  $k = 0, 1, 2, ...$  (2.14)

где вектор приращений 
$$\Delta \mathbf{x}^{(k)} = \begin{pmatrix} \Delta x_1^{(k)} \\ \Delta x_2^{(k)} \\ \dots \\ \Delta x_n^{(k)} \end{pmatrix}$$
 находится из решения уравнения

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}^{(k)}) + \mathbf{J}(\mathbf{x}^{(k)})\Delta \mathbf{x}^{(k)} = \mathbf{0}$$
 (2.15)



Здесь 
$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_1(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \frac{\partial f_2(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_2(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial f_n(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial f_n(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_n(\mathbf{x})}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$
 - матрица Якоби первых производных

вектор-функции f(x).

Выражая из (2.15) вектор приращений  $\Delta \mathbf{x}^{^{(k)}}$  и подставляя его в (2.14), итерационный процесс нахождения решения можно записать в виде

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{J}^{-1}(\mathbf{x}^{(k)})\mathbf{f}(\mathbf{x}^{(k)}) \qquad k = 0, 1, 2, \dots$$
 (2.16)

где  $\mathbf{J}^{-1}(\mathbf{x})$  - матрица, обратная матрице Якоби. Формула (2.16) есть обобщение формулы (2.2) на случай систем нелинейных уравнений.

При реализации алгоритма метода Ньютона в большинстве случаев предпочтительным является не вычисление обратной матрицы  $\mathbf{J}^{-1}(\mathbf{x}^{(k)})$ , а нахождение из системы (2.13) значений приращений  $\Delta x_1^{(k)}$ ,  $\Delta x_2^{(k)}$ ,...,  $\Delta x_n^{(k)}$  и вычисление нового приближения по (2.12). Для решения таких линейных систем можно привлекать самые разные методы, как прямые, так и итерационные (см. раздел 1.1), с учетом размерности n решаемой задачи и специфики матриц Якоби  $\mathbf{J}(\mathbf{x})$  (например, симметрии, разреженности и т.п.).

Использование метода Ньютона предполагает дифференцируемость функций  $f_1(\mathbf{x})$ ,  $f_2(\mathbf{x})$ ,...,  $f_n(\mathbf{x})$  и невырожденность матрицы Якоби ( $\det \mathbf{J}(\mathbf{x}^{(k)}) \neq 0$ ). В случае, если начальное приближение выбрано в достаточно малой окрестности искомого корня, итерации сходятся к точному решению, причем сходимость квадратичная.

В практических вычислениях в качестве условия окончания итераций обычно используется критерий [3,5]

$$\left\|\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)}\right\| \le \varepsilon, \qquad (2.17)$$

где  $\varepsilon$  - заданная точность.

<u>Пример 2.2.</u> Методом Ньютона найти положительное решение системы нелинейных уравнений



$$\begin{cases}
f_1(x_1, x_2) = 0.1x_1^2 + x_1 + 0.2x_2^2 - 0.3 = 0 \\
f_2(x_1, x_2) = 0.2x_1^2 + x_2 - 0.1x_1x_2 - 0.7 = 0
\end{cases}$$
(2.18)

с точностью  $\varepsilon = 10^{-4}$ .

Решение. Для выбора начального приближения применяем графический способ. Построив на плоскости  $(x_1,x_2)$  в интересующей нас области кривые  $f_1(x_1,x_2)=0$  и  $f_2(x_1,x_2)=0$  (рис. 2.2), определяем, что положительное решение системы уравнений находится в квадрате  $0 < x_1 < 0.5, 0.5 < x_2 < 1.0$ .

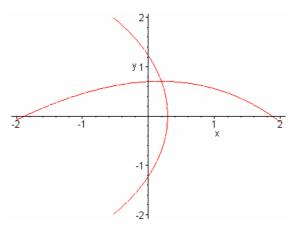


Рис. 2.2

За начальное приближение примем  $x_1^{(0)} = 0.25$ ,  $x_2^{(0)} = 0.75$ .

Для системы двух уравнений расчетные формулы (2.12), (2.13) удобно записать в виде разрешенном относительно  $x_1^{(k+1)},\ x_2^{(k+1)}$ 

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = x_1^{(k)} - \frac{\det \mathbf{A}_1^{(k)}}{\det \mathbf{J}^{(k)}} \\ x_2^{(k+1)} = x_2^{(k)} - \frac{\det \mathbf{A}_2^{(k)}}{\det \mathbf{J}^{(k)}} \end{cases}$$
  $k = 0, 1, 2, ...$  (2.19)

где

$$\mathbf{J}^{(k)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1(x_1^{(k)}, x_2^{(k)})}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1(x_1^{(k)}, x_2^{(k)})}{\partial x_2} \\ \frac{\partial f_2(x_1^{(k)}, x_2^{(k)})}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2(x_1^{(k)}, x_2^{(k)})}{\partial x_2} \end{bmatrix},$$



$$\mathbf{A}_{1}^{(k)} = \begin{bmatrix} f_{1}(x_{1}^{(k)}, x_{2}^{(k)}) & \frac{\partial f_{1}(x_{1}^{(k)}, x_{2}^{(k)})}{\partial x_{2}} \\ f_{2}(x_{1}^{(k)}, x_{2}^{(k)}) & \frac{\partial f_{2}(x_{1}^{(k)}, x_{2}^{(k)})}{\partial x_{2}} \end{bmatrix}, \qquad \mathbf{A}_{2}^{(k)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_{1}(x_{1}^{(k)}, x_{2}^{(k)})}{\partial x_{1}} & f_{1}(x_{1}^{(k)}, x_{2}^{(k)}) \\ \frac{\partial f_{2}(x_{1}^{(k)}, x_{2}^{(k)})}{\partial x_{1}} & f_{2}(x_{1}^{(k)}, x_{2}^{(k)}) \end{bmatrix}.$$

В рассматриваемом примере:

$$\begin{split} f_1(x_1^{(k)},x_2^{(k)}) &= 0.1 x_1^{(k)\,2} + x_1^{(k)} + 0.2 x_2^{(k)\,2} - 0.3 \\ f_2(x_1^{(k)},x_2^{(k)}) &= 0.2 x_1^{(k)\,2} + x_2^{(k)} - 0.1 x_1^{(k)} x_2^{(k)} - 0.7 \\ \frac{\partial f_1(x_1^{(k)},x_2^{(k)})}{\partial x_1} &= 0.2 x_1^{(k)} + 1, & \frac{\partial f_1(x_1^{(k)},x_2^{(k)})}{\partial x_2} &= 0.4 x_2^{(k)} \\ \frac{\partial f_2(x_1^{(k)},x_2^{(k)})}{\partial x_1} &= 0.4 x_1^{(k)} - 0.1 x_2^{(k)}, & \frac{\partial f_2(x_1^{(k)},x_2^{(k)})}{\partial x_1} &= 1 - 0.1 x_1^{(k)}. \end{split}$$

Подставляя в правые части соотношений (2.19) выбранные значения  $x_1^{(0)}$ ,  $x_2^{(0)}$ , получим приближение  $x_1^{(1)}$ ,  $x_2^{(1)}$ , используемое, в свою очередь, для нахождения  $x_1^{(2)}$ ,  $x_2^{(2)}$ . Итерации продолжаются до выполнения условия (2.17), где

$$\|\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)}\| = \max_{i} |x_{i}^{(k+1)} - x_{i}^{(k)}|.$$

Результаты вычислений содержатся в таблице 2.4.

Таблица 2.4

k	$x_1^{(k)}$	$f_1(x_1^{(k)}, x_2^{(k)})  f_2(x_1^{(k)}, x_2^{(k)})$	$\frac{\partial f_1(x_1^{(k)}, x_2^{(k)})}{\partial x_1}$	$\frac{\partial f_1(x_1^{(k)}, x_2^{(k)})}{\partial x_2}$	$\det \mathbf{A}_1^{(k)}$	$\det \mathbf{A}_2^{(k)}$	$\det \mathbf{J}^{(k)}$
	$x_{2}^{(k)}$		$\partial f_2(x_1^{(k)}, x_2^{(k)})$	$\partial f_2(x_1^{(k)}, x_2^{(k)})$			
			$\partial x_1$	$\partial x_2$			
0	0.25000	0.06875	1.01250	0.30000	0.05391	0.04258	0.97969
	0.75000	0.04375	0.02500	0.97500			
1	0.19498	-0.00138	1.00760	0.28262	-	0.00038	0.98588
	0.70654	0.00037	0.00734	0.98050	0.00146		
2	0.19646	0.00005	1.00772	0.28246	0.00005	0.00000	0.98567
	0.70615	0.00000	0.00797	0.98035			
3	0.19641						
	0.70615						

 $\begin{array}{c|c} & 0.70615 \\ \hline x_1^{(*)} \approx 0.1964, & x_2^{(*)} \approx 0.7062. \end{array}$ 

<u>Метод простой итерации.</u> При использовании метода простой итерации система уравнений (2.10) приводится к эквивалентной системе специального вида



$$\begin{cases} x_1 = \varphi_1(x_1, x_2, ..., x_n) \\ x_2 = \varphi_2(x_1, x_2, ..., x_n) \\ .... \\ x_n = \varphi_n(x_1, x_2, ..., x_n) \end{cases}$$
(2.20)

или, в векторной форме

$$\mathbf{x} = \mathbf{\phi}(\mathbf{x}), \qquad \mathbf{\phi}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \varphi_1(\mathbf{x}) \\ \varphi_2(\mathbf{x}) \\ \dots \\ \varphi_n(\mathbf{x}) \end{pmatrix} \tag{2.21}$$

где функции  $\varphi_1(\mathbf{x})$ ,  $\varphi_2(\mathbf{x})$ , ...,  $\varphi_n(\mathbf{x})$  - определены и непрерывны в некоторой окрестности искомого изолированного решения  $\mathbf{x}^{(*)} = (x_1^{(*)}, x_2^{(*)}, ..., x_n^{(*)})^{\mathrm{T}}$ .

Если выбрано некоторое начальное приближение  $\mathbf{x}^{(0)} = (x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, ..., x_n^{(0)})^{\mathrm{T}}$ , последующие приближения в методе простой итерации находятся по формулам

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \varphi_1(x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, \dots, x_n^{(k)}) \\ x_2^{(k+1)} = \varphi_2(x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, \dots, x_n^{(k)}) \\ \dots \\ x_n^{(k+1)} = \varphi_n(x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, \dots, x_n^{(k)}) \end{cases}$$

$$k = 0, 1, 2, \dots$$

$$(2.22)$$

или, в векторной форме

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{\varphi}(\mathbf{x}^{(k)}), k = 0,1,2,...$$
 (2.23)

Если последовательность векторов  $\mathbf{x}^{(k)} = (x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, ..., x_n^{(k)})^{\mathrm{T}}$  сходится, то она сходится к решению  $\mathbf{x}^{(*)} = (x_1^{(*)}, x_2^{(*)}, ..., x_n^{(*)})^{\mathrm{T}}$ .

Достаточное условие сходимости итерационного процесса (2.22) формулируется следующим образом [2]:

**Теорема 2.4.** Пусть вектор-функция  $\phi(x)$  непрерывна, вместе со своей производной

$$\mathbf{\phi}'(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial \varphi_1(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial \varphi_1(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \frac{\partial \varphi_1(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \frac{\partial \varphi_2(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial \varphi_2(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \frac{\partial \varphi_2(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial \varphi_n(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial \varphi_n(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \frac{\partial \varphi_n(\mathbf{x})}{\partial x_n} \end{bmatrix},$$



в ограниченной выпуклой замкнутой области G и

$$\max_{\mathbf{x} \in G} \| \mathbf{\phi}'(\mathbf{x}) \| \le q < 1, \tag{2.24}$$

где q - постоянная. Если  $\mathbf{x}^{(0)} \in G$  и все последовательные приближения

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{\varphi}(\mathbf{x}^{(k)}), k = 0,1,2,...$$

также содержатся в G, то процесс итерации (2.22) сходится к единственному решению уравнения

$$\mathbf{x} = \mathbf{\varphi}(\mathbf{x})$$

в области G и справедливы оценки погрешности ( $\forall k \in N$ ):

$$\left\| \mathbf{x}^{(*)} - \mathbf{x}^{(k+1)} \right\| \le \frac{q^{k+1}}{1 - q} \left\| \mathbf{x}^{(1)} - \mathbf{x}^{(0)} \right\|,$$

$$\left\| \mathbf{x}^{(*)} - \mathbf{x}^{(k+1)} \right\| \le \frac{q}{1 - q} \left\| \mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)} \right\|$$
(2.25)

<u>Пример 2.2. (продолжение).</u> Найти положительное решение системы (2.18) методом простой итерации с точностью  $\varepsilon = 10^{-4}$ .

Преобразуем исходную систему уравнений (2.18) к виду

$$\begin{cases} x_1 = 0.3 - 0.1x_1^2 - 0.2x_2^2 \equiv \varphi_1(x_1, x_2) \\ x_2 = 0.7 - 0.2x_1^2 + 0.1x_1x_2 \equiv \varphi_2(x_1, x_2) \end{cases}$$

Проверим выполнение условия (2.24) в области  $G: |x_1-0.25| \le 0.25$  ,  $|x_2-0.75| \le 0.25$  . Для этого найдем

$$\max_{\mathbf{x} \in G} \| \mathbf{\phi}'(\mathbf{x}) \| = \max_{\mathbf{x} \in G} \left\{ \max_{(i)} \sum_{j=1}^{n} \left| \frac{\partial \varphi_i(x_1, x_2)}{\partial x_j} \right| \right\} \\
\frac{\partial \varphi_1(x_1, x_2)}{\partial x_1} = -0.2x_1, \qquad \frac{\partial \varphi_1(x_1, x_2)}{\partial x_2} = -0.4x_2,$$

Так как

$$\frac{\partial \varphi_2(x_1, x_2)}{\partial x_1} = -0.4x_1 + 0.1x_2, \qquad \frac{\partial \varphi_2(x_1, x_2)}{\partial x_2} = 0.1x_1,$$

то в области G имеем

$$\left| \frac{\partial \varphi_1(x_1, x_2)}{\partial x_1} \right| + \left| \frac{\partial \varphi_1(x_1, x_2)}{\partial x_2} \right| = \left| -0.2x_1 \right| + \left| -0.4x_2 \right| \le 0.5$$



$$\left| \frac{\partial \varphi_2(x_1, x_2)}{\partial x_1} \right| + \left| \frac{\partial \varphi_2(x_1, x_2)}{\partial x_2} \right| = \left| -0.4x_1 + 0.1x_2 \right| + \left| 0.1x_1 \right| \le 0.2$$

$$\max_{\mathbf{x} \in G} \left\| \mathbf{\varphi}'(\mathbf{x}) \right\| \le 0.5 = q < 1.$$

Следовательно, если последовательные приближения  $(x_1^{(k)}, x_2^{(k)})$  не покинут области G (что легко обнаружить в процессе вычислений), то итерационный процесс будет сходящимся.

В качестве начального приближения примем  $x_1^{(0)} = 0.25$  ,  $x_2^{(0)} = 0.75$  . Последующие приближения определяем как

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \varphi_1(x_1^{(k)}, x_2^{(k)}) \\ x_2^{(k+1)} = \varphi_2(x_1^{(k)}, x_2^{(k)}) \end{cases} \qquad k = 0, 1, 2, \dots$$

$$\varphi_1(x_1^{(k)}, x_2^{(k)}) = 0.3 - 0.1 x_1^{(k) 2} - 0.2 x_2^{(k) 2},$$

где

 $\varphi_2(x_1^{(k)}, x_2^{(k)}) = 0.7 - 0.2x_1^{(k)2} + 0.1x_1^{(k)}x_2^{(k)}$ 

В соответствии с (2.25), вычисления завершаются при выполнении условия

$$\frac{q}{1-q} \left\| \mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)} \right\| \le \varepsilon,$$

где

$$\|\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)}\| = \max_{i} |x_i^{(k+1)} - x_i^{(k)}|.$$

Результаты вычислений содержатся в таблице 2.5

Таблица 2.5

k	$\mathcal{X}_1^{(k)}$	$\varphi_1(x_1^{(k)}, x_2^{(k)})$		
	$x_2^{(k)}$	$\varphi_2(x_1^{(k)}, x_2^{(k)})$		
0	0.25000	0.18125		
	0.75000	0.70702		
1	0.18125	0.19674		
	0.70702	0.70617		
2	0.19674	0.19639		
	0.70617	0.70615		
3	0.19639	0.19641		
	0.70615	0.70615		
4	0.19641			
	0.70615			

 $x_1^{(*)} \approx 0.1964, \quad x_2^{(*)} \approx 0.7062.$ 



Замечание. В случае, когда при анализе сходимости конкретной итерационной схемы проверка условия (2.26) является затруднительной, можно определить норму «мажорирующей матрицы» [5,6]  $\mathbf{M}(\mathbf{x})$  с элементами  $m_{ij}(\mathbf{x}) = \max_{\mathbf{x} \in G} \left| \frac{\partial \varphi_i(\mathbf{x})}{\partial x_j} \right|$ , так что  $\max_{\mathbf{x} \in G} \| \mathbf{\phi}'(\mathbf{x}) \| \leq \| \mathbf{M}(\mathbf{x}) \|$ . Если  $\| \mathbf{M}(\mathbf{x}) \| \leq q < 1$ , то последовательные приближения сходятся к решению  $\mathbf{x}^{(*)}$ .

Найдите больше информации на сайте Учитесь.ру (www.uchites.ru)!