# ЛЕКЦИЯ 13.1 ЗАДАЧА ЧИСЛЕННОГО РЕШЕНИЯ СИСТЕМЫ НЕЛИ-НЕЙНЫХ УРАВНЕНИЙ. ЛОКАЛИЗАЦИЯ РЕШЕНИЯ. МЕТОД НЬЮТОНА

#### 1. Нелинейные системы. Постановка задачи

Надо решить систему уравнений

$$\begin{cases}
f_1(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0, \\
f_2(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0, \\
\vdots \\
f_n(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0,
\end{cases}$$
(1)

где  $f_1, f_2, ..., f_n$  – заданные нелинейные функции. Среди них могут быть и линейные функции, но нелинейность хотя бы одной приводит к нелинейной системе уравнений. Система (1) называется *нелинейной*.

Систему (1) можно записать в векторном виде

$$\bar{F}(\bar{x}) = \bar{0},\tag{2}$$

где

$$\bar{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}, \bar{F}(\bar{x}) = \begin{pmatrix} f_1(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ f_2(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ \vdots \\ f_n(x_1, x_2, \dots, x_n) \end{pmatrix}, \bar{0} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix},$$

 $ar{x}$  – вектор неизвестных,  $ar{F}$  – вектор-функция от вектора  $ar{x}$ . Решением системы (2) называется вектор  $ar{x}$ , при подстановке которого в систему (2) она превращается в тождество. Точное решение по нашей традиции будем обозначать  $ar{x}$ , приближённое -  $ar{x}^*$ :  $ar{F}(ar{x}^*) \approx ar{0}$  в пределах заданной точности. Задача состоит в вычислении  $ar{x}^*$ .

#### 2. Локализация решения

Решение имеет два этапа, как и в одномерном случае: предварительный этап локализации (отделения) решения и основной этап итерационного уточнения. На предварительном определяется область локализации решения. Здесь уместны те же замечания, что и для нелинейных уравнений. Локализация очень важна: от неё во многом зависит успех

решения, т.е. сходимость итерационного процесса и её скорость. Она осуществляется исследованием теперь уже многомерной функции  $\bar{F}$ .

Методы исследования самые разнообразные, они сильно зависят от функции, поэтому невозможно дать общий универсальный алгоритм. Область локализации (отделения) решения в многомерном случае – это область n-мерного векторного пространства. Чаще всего это n-мерный шар  $S_a(r)$ 

$$S_a(r) = \{ \bar{x} \in \mathbb{R}^n | ||\bar{x} - a|| \le r \}$$

векторного пространства  $\mathbb{R}^n$  с центром в точке a радиуса r. Точки шара находятся на расстоянии не больше r от центра a. Или это может быть n-мерный прямоугольный параллелепипед  $P_a(d_1;...;d_n)$ 

$$P_a(d_1; ...; d_n) = \{\bar{x} \in \mathbb{R}^n | |x_i - a_i| \le d_i, i \in \{1, ..., n\} \}$$

с центром в точке a размером  $2d_i$  по i-й оси.

Локализация решения в многомерном пространстве гораздо сложнее, чем на числовой оси. Эта задача требует особого подхода и для метода, и для уравнения. Например, в двумерном случае можно применить графический способ: на координатной плоскости изобразить кривые  $f_1(x_1,x_2)=0$  и  $f_2(x_1,x_2)=0$  и определить по чертежу примерное расположение их точек пересечения. Это и есть решения системы

$$\begin{cases}
f_1(x_1, x_2) = 0, \\
f_2(x_1, x_2) = 0.
\end{cases}$$

#### 3. Метод Ньютона

### 3.1. Алгоритм метода

Пусть решение  $\bar{x}$  изолировано в некоторой области локализации и в ней имеется приближение  $\bar{x}^{(k)}$  к  $\bar{x}$ . Предполагая, что функции  $f_i$  непрерывно дифференцируемы по всем аргументам в некоторой области, содержащей  $\bar{x}$  и  $\bar{x}^{(k)}$ , разложим  $f_i$  в ряды Тейлора в точке  $\bar{x}$  в окрестности  $\bar{x}^{(k)}$ :

$$\begin{cases} f_{1}(\bar{x}) = f_{1}(\bar{x}^{(k)}) + \sum_{j=1}^{n} \frac{\partial}{\partial x_{j}} f_{1}(\bar{x}_{k}) \Big( x_{j} - x_{j}^{(k)} \Big) + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{n} \frac{\partial^{2}}{\partial x_{i} \partial x_{j}} f_{1}(\bar{x}_{k}) \Big( x_{i} - x_{i}^{(k)} \Big) \Big( x_{j} - x_{j}^{(k)} \Big) + \cdots, \\ f_{2}(\bar{x}) = f_{2}(\bar{x}^{(k)}) + \sum_{j=1}^{n} \frac{\partial}{\partial x_{j}} f_{2}(\bar{x}_{k}) \Big( x_{j} - x_{j}^{(k)} \Big) + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{n} \frac{\partial^{2}}{\partial x_{i} \partial x_{j}} f_{2}(\bar{x}_{k}) \Big( x_{i} - x_{i}^{(k)} \Big) \Big( x_{j} - x_{j}^{(k)} \Big) + \cdots, \\ \vdots \\ f_{n}(\bar{x}) = f_{n}(\bar{x}^{(k)}) + \sum_{j=1}^{n} \frac{\partial}{\partial x_{j}} f_{n}(\bar{x}_{k}) \Big( x_{j} - x_{j}^{(k)} \Big) + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{n} \frac{\partial^{2}}{\partial x_{i} \partial x_{j}} f_{n}(\bar{x}_{k}) \Big( x_{i} - x_{i}^{(k)} \Big) \Big( x_{j} - x_{j}^{(k)} \Big) + \cdots. \end{cases}$$

Для вторых частных производных достаточно потребовать их существования в точке  $\bar{x}^{(k)}$ . Если  $\bar{x}$  и  $\bar{x}^{(k)}$  достаточно близки, то эту систему можно линеаризовать, т.е. пренебречь в ней членами второго порядка и выше:

$$\begin{cases} f_1(\bar{x}^{(k)}) + \sum_{j=1}^n \frac{\partial}{\partial x_j} f_1(\bar{x}_k) \Big( x_j - x_j^{(k)} \Big) \approx f_1(\bar{x}) = 0, \\ f_2(\bar{x}^{(k)}) + \sum_{j=1}^n \frac{\partial}{\partial x_j} f_2(\bar{x}_k) \Big( x_j - x_j^{(k)} \Big) \approx f_2(\bar{x}) = 0, \\ \vdots \\ f_n(\bar{x}^{(k)}) + \sum_{j=1}^n \frac{\partial}{\partial x_j} f_n(\bar{x}_k) \Big( x_j - x_j^{(k)} \Big) \approx f_n(\bar{x}) = 0, \\ \Rightarrow \begin{cases} f_1(\bar{x}^{(k)}) + \sum_{j=1}^n \frac{\partial}{\partial x_j} f_1(\bar{x}_k) \Big( x_j - x_j^{(k)} \Big) = 0, \\ \vdots \\ f_n(\bar{x}^{(k)}) + \sum_{j=1}^n \frac{\partial}{\partial x_j} f_n(\bar{x}_k) \Big( x_j - x_j^{(k)} \Big) = 0, \\ \vdots \\ f_n(\bar{x}^{(k)}) + \sum_{j=1}^n \frac{\partial}{\partial x_j} f_n(\bar{x}_k) \Big( x_j - x_j^{(k)} \Big) = 0 \end{cases}$$

 $(f_i(\bar{x})=0,\$ так как  $\bar{x}-$  точное решение системы). Запишем эти равенства как точные (не забывая, что они на самом деле приближённые) и получим систему уравнений для нахождения компонент  $x_i$  точного вектора решения  $\bar{x}$ . В матричной форме она имеет вид

$$\bar{F}(\bar{x}^{(k)}) + \bar{F}'(\bar{x}^{(k)})(\bar{x} - \bar{x}^{(k)}) = \bar{0},\tag{3}$$

где

$$\bar{F}'(\bar{x}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x_1} f_1(\bar{x}) & \frac{\partial}{\partial x_2} f_1(\bar{x}) & \cdots & \frac{\partial}{\partial x_n} f_1(\bar{x}) \\ \frac{\partial}{\partial x_1} f_2(\bar{x}) & \frac{\partial}{\partial x_2} f_2(\bar{x}) & \cdots & \frac{\partial}{\partial x_n} f_2(\bar{x}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial}{\partial x_1} f_n(\bar{x}) & \frac{\partial}{\partial x_2} f_n(\bar{x}) & \cdots & \frac{\partial}{\partial x_n} f_n(\bar{x}) \end{pmatrix},$$

 $ar{F}'$  - функциональная матрица частных производных вектор-функции  $ar{F}$ , которая называется матрицей Якоби,  $ar{F}'ig(ar{x}^{(k)}ig)$  – матрица Якоби в точке  $ar{x}^{(k)}$ . Решая систему (3) относительно  $ar{x}$ , получаем вектор  $ar{x}$ :

$$\bar{x} - \bar{x}^{(k)} = -\left(\bar{F}'(\bar{x}^{(k)})\right)^{-1} \cdot \bar{F}(\bar{x}^{(k)}) \Rightarrow \bar{x} = \bar{x}^{(k)} - \left(\bar{F}'(\bar{x}^{(k)})\right)^{-1} \cdot \bar{F}(\bar{x}^{(k)}).$$

Теперь вспомним, что мы вычислили  $\bar{x}$  на самом деле приближённо, и этот вектор принимаем за следующее приближение к корню  $\bar{x}^{(k+1)}$ :

$$\bar{x} \approx \bar{x}^{(k)} - \left(\bar{F}'(\bar{x}^{(k)})\right)^{-1} \cdot \bar{F}(\bar{x}^{(k)}) \ \Rightarrow \ \bar{x}^{(k+1)} = \bar{x}^{(k)} - \left(\bar{F}'(\bar{x}^{(k)})\right)^{-1} \cdot \bar{F}(\bar{x}^{(k)}).$$

Итак, получили расчётную формулу метода Ньютона для систем нелинейных уравнений

$$\bar{x}^{(k+1)} = \bar{x}^{(k)} - (\bar{F}'(\bar{x}^{(k)}))^{-1} \cdot \bar{F}(\bar{x}^{(k)}),$$
 (4)

 $k=0,1,2,\ldots$ . Начальная итерация  $\bar{x}^{(0)}$  задана. Она выбирается в области локализации. Понятно, что для осуществимости метода необходимо, чтобы все матрицы Якоби  $\bar{F}'(\bar{x}^{(k)})$  были невырожденными.

На каждом шаге метода Ньютона надо вычислять обратную матрицу  $\left(F'(\bar{x}^{(k)})\right)^{-1}$ . А это очень трудоёмкая операция. Во-первых, нужно вычислить частные производные  $\frac{\partial}{\partial x_j} f_i(\bar{x}_k)$  в точке  $\bar{x}_k$  – всего  $n^2$  производных; во-вторых, надо обратить матрицу частных производных Якоби, а это очень трудоёмкая операция.

Для уменьшения трудоёмкости метода можно не считать  $\bar{x}^{(k+1)}$  по явной формуле, а решать на каждом шаге систему линейных уравнений. Обозначим

$$\bar{y}^{(k)} = \bar{x}^{(k+1)} - \bar{x}^{(k)}.$$

Вектор  $\bar{y}^{(k)}$  находится как решение линейной системы

$$\bar{F}'(\bar{x}^{(k)})\bar{y}^{(k)} = -\bar{F}(\bar{x}^{(k)})$$

(это просто преобразованная расчётная формула (4)). Новая итерация  $ar{x}^{(k+1)}$  тогда равна

$$\bar{x}^{(k+1)} = \bar{y}^{(k)} + \bar{x}^{(k)},$$

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

При такой реализации метода нам не надо обращать матрицу, вместо этого на каждом шаге решается линейная система. Это тоже трудоёмкая операция, но менее «рискованная» с точки зрения погрешности, чем обращение матрицы. Но всё равно надо каждый раз считать матрицу Якоби.

Эти недостатки устраняются различными модификациями. Рассмотрим одну из них. Она называется *упрощённым методом Ньютона*.

## 3.2. Упрощённый метод Ньютона

Вычисления можно упростить, используя на каждом шаге одну и ту же матрицу Якоби. Это значит, что она вычисляется один раз: в начале для итерации  $\bar{x}^{(0)}$ . А затем подставляется в расчётную формулу (3) на каждом шаге. Это и есть упрощённый метод Ньютона. Его расчётная формула следующая:

$$\bar{x}^{(k+1)} = \bar{x}^{(k)} - \bar{F}'_0 \cdot \bar{F}(\bar{x}^{(k)}),$$

где  $\bar{F}_0' = \left(\bar{F}'(\bar{x}^{(0)})\right)^{-1}$ , k=0,1,2,... . Матрица  $\bar{F}_0'$  вычисляется перед запуском процесса, а потом подставляется каждый раз в расчётную формулу.

Можно вычислять  $\bar{x}^{(k+1)}$  неявно, решая систему уравнений

$$Aar{y}^{(k)}=-ar{F}ig(ar{x}^{(k)}ig),$$
 где  $A=ar{F}'ig(ar{x}^{(0)}ig),$   $ar{y}^{(k)}=ar{x}^{(k+1)}-ar{x}^{(k)},$   $k=0,1,2,\ldots$  . Новая итерация  $ar{x}^{(k+1)}$  равна  $ar{x}^{(k+1)}=ar{y}^{(k)}+ar{x}^{(k)}.$ 

Число итераций упрощённого метода Ньютона для достижения заданной точности решения существенно возрастает по сравнению с классическим методом. Мы позже увидим, что упрощённый метод имеет линейную скорость сходимости, тогда как классический – квадратичную. Но общие вычислительные затраты могут оказаться меньше. Дело в том, что, во-первых, матрица Якоби вычисляется только один раз, а во-вторых, на каждом шаге решается линейная система с одной и той же матрицей и разыми правыми частями.

# 3.3. Сходимость и оценка погрешности

Наиболее просто условия сходимости и оценка погрешности формулируются следующей теоремой.

**Теорема 1.** Пусть в некоторой окрестности решения  $\bar{x}$  системы функции  $f_i$  (i=1,...,n) дважды непрерывно дифференцируемы по всем аргументам и матрица Якоби  $\bar{F}'$  не вырождена. Тогда найдётся такая малая  $\delta$ -окрестность решения  $\bar{x}$ , что при произвольном выборе начального приближения  $\bar{x}^{(0)}$  в ней итерационная последовательность метода Ньютона не выходит за пределы этой окрестности, сходится к  $\bar{x}$  и верна оценка

$$\Delta \bar{x}^{(k+1)} = \|\bar{x}^{(k+1)} - \bar{x}\| \le \frac{1}{\delta} \|\bar{x}^{(k)} - \bar{x}\|^2,$$

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

Под  $\delta$ -окрестностью решения  $\bar{x}$  здесь понимается либо шар  $S_{\bar{x}}(\delta)$  с центром в  $\bar{x}$  радиуса  $\delta$ , либо куб  $P_{\bar{x}}(\delta;...;\delta)$  с центром в  $\bar{x}$  размерами  $2\delta$  по всем осям. Теорема ничего не говорит ни о значении, ни хотя бы об оценке  $\delta$ . Поэтому эту окрестность надо находить исследованием конкретного уравнения.

Но из теоремы следует важный вывод: метод Ньютона имеет квадратичную скорость сходимости. А это позволяет использовать простой критерий останова итерационного процесса:

$$\left\|\bar{x}^{(k)} - \bar{x}^{(k-1)}\right\| < \varepsilon,$$

где  $\varepsilon > 0$  – заданная точность.

Что касается упрощённого метода Ньютона, то он сходится со скоростью геометрической прогрессии, если начальное приближение  $\bar{x}^{(0)}$  достаточно близко к решению  $\bar{x}$ . А значит, его скорость сходимости линейная. Причём знаменатель прогрессии тем меньше, чем ближе  $\bar{x}^{(0)}$  к  $\bar{x}$ . Поэтому для достижения нужной точности за меньшее число шагов надо как можно качественнее локализовать решение.

В качестве критерия останова можно взять выполнение неравенств

$$\left|x_i^{(k)} - x_i^{(k-1)}\right| < \varepsilon,$$

i=1,...,n, где  $\epsilon>0$  – заданная точность. По этому правилу оценивается погрешность итераций любого метода с линейной скоростью сходимости при условии, что знаменатель прогрессии достаточно мал. Оно здесь применяется к каждой компоненте решения.

#### Пример. Рассмотрим систему

$$\begin{cases}
f_1(x, y) = x \sin y + y - 2, \\
f_2(x, y) = y \sin x + x - 3.
\end{cases}$$

Якобиан системы равен

$$A(x,y) = \begin{pmatrix} \sin y & x \cos y + 1 \\ y \cos x + 1 & \sin x \end{pmatrix}.$$

Возьмём начальное приближение  $x^{(0)}=0$ ,  $y^{(0)}=1$  и запустим итерационный процесс метода Ньютона по формуле (4). Последовательность приближений приведена в таблице 1.

Табл. 1

k	0	1	2	3	4
$\chi^{(k)}$	0	2,378	2,803	2,839	2,839
$y^{(k)}$	1	0,578	0,541	0,540	0,540

Оценка погрешности 4-й итерации равна  $\|\bar{x}^{(4)} - \bar{x}^{(3)}\| = 1,4 \cdot 10^{-4}$ . Тогда  $x^* = 2,839$ ,  $y^* = 0,540$ .

Если же решать систему с постоянной матрицей A, вычисленной в начальной точке, то высокой точности приближения не удается достичь. На восьмом шаге  $\|\bar{x}^{(8)} - \bar{x}^{(7)}\| = 0,054$ . Затем последовательность приближений «уходит» от найденного ранее решения. Если взять другое начальное приближение  $x^{(0)} = 2$ ,  $y^{(0)} = 0,3$ , то на восьмом шаге для постоянной матрицы  $A \|\bar{x}^{(8)} - \bar{x}^{(7)}\| = 8 \cdot 10^{-4}$  и решение найдено. В таком случае, когда нет быстрой сходимости к точному решению, но достигнуто хорошее приближение, то можно считать это вычисление локализацией. А далее итерации продолжаются от найденного приближения с переменной матрицей  $A(x^{(k)}, y^{(k)})$ .