Задача Коши для уравнения (1) заключается в том, чтобы определить интегральную поверхность $u = u(x, y)$ уравнения (1), проходящую через заданную кривую l. Согласно [1, с. 42], для этого достаточно, чтобы на кривой l не обращался в нуль якобиан

$$\Delta(s,t) = x_s y_t - x_t y_s. \tag{2}$$

В докладе рассматривается вырожденный случай, когда определитель (2) может быть равен 0 в некоторых точках $M(x(t_0), y(t_0), u(t_0))$ кривой l.

В работе формулируются и впервые доказываются достаточные условия существования решения задачи Коши в вырожденном случае. Для исследования этого вопроса используются элементы созданной теории $p-$регулярности, эффективно используемой в последние годы в нелинейном анализе [2,3].

Применение доказанных условий иллюстрируется на небольших примерах.

Литература. **1**. Кошляков Н.С., Глинер Э.Б., Смирнов М.М., Уравнения в частных производных математической физики. М., 1970.
2. Третьяков А.А. // Журн. вычислит. математики и мат. физики. 1984. Т.24, № 2. С. 203-209. **3**. Измайлов А.Ф., Третьяков А.А. Факторанализ нелинейных отображений. М., 1994.

В.Г.Брич, В.А.Головко, С.Т.Гусева, Л.П.Махнист (Беларусь, г. Брест)

О АДАПТИВНОМ ШАГЕ ОБУЧЕНИЯ ЛИНЕЙНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В работе рассматривается линейная нейронная сеть, состоящая из n нейронных элементов распределительного слоя и m - выходного слоя. В качестве нейронов выходного слоя используются элементы с линейной функцией активации, где выходное значение j-ого нейрона сети для k-ого образа определяется выражением:

$$y_j^k = \sum_i \omega_{ij} x_i^k - T_j, \quad j = \overline{1,m}, \quad k = \overline{1,L}.$$

Получим выражение для адаптивного шага обучения линейной нейронной сети после подачи на вход сети нескольких образов $\overline{x^k} = \left(x_1^k, \dots, x_n^k\right)$ $\left(k = \overline{1,L}\right)$.

Теорема. Для линейной нейронной сети величина адаптивного шага обучения определяется соотношением:

$$\alpha(t)=\frac{\sum_{k=1}^{L}\sum_{j=1}^{m}\left(y_j^k-t_j^k\right)\cdot\left(\sum_{p=1}^{L}\left(y_j^p-t_j^p\right)\cdot\left(\sum_{i=1}^{n}x_i^p x_i^k+1\right)\right)}{\sum_{k=1}^{L}\sum_{j=1}^{m}\left(\sum_{p=1}^{L}\left(y_j^p-t_j^p\right)\cdot\left(\sum_{i=1}^{n}x_i^p x_i^k+1\right)\right)^2}. \qquad (1)$$

Модификация весовых коэффициентов ω_{ij} и порогов нейронной сети T_j с использованием (1) определяется выражениями:

$$\omega_{ij}(t+1)=\omega_{ij}(t)-\alpha(t)\cdot\sum_{k=1}^{L}\left(y_j^k-t_j^k\right)\cdot x_i^k,\quad i=\overline{1,n},$$

$$T_j(t+1)=T_j(t)+\alpha(t)\cdot\sum_{k=1}^{L}\left(y_j^k-t_j^k\right),\ j=\overline{1,m}.$$

Следствие 1. В случае одного j – ого выходного нейронного элемента, соотношение (1), примет вид:

$$\alpha(t)=\frac{\sum_{k=1}^{L}\left(y_j^k-t_j^k\right)\cdot\left(\sum_{p=1}^{L}\left(y_j^p-t_j^p\right)\cdot\left(\sum_{i=1}^{n}x_i^p x_i^k+1\right)\right)}{\sum_{k=1}^{L}\left(\sum_{p=1}^{L}\left(y_j^p-t_j^p\right)\cdot\left(\sum_{i=1}^{n}x_i^p x_i^k+1\right)\right)^2}. \qquad (2)$$

Выражения для модификации связей сети определяются соотношениями теоремы с учетом (2).

Следствие 2. Для одного образа шаг обучения определяется соотношением [1]:

$$\alpha(t)=\frac{1}{\sum_{i=1}^{n}x_i^2+1}. \qquad (3)$$

Модификация связей сети в этом случае определяется выражениями теоремы при $L=1$ с учетом (3).

Литература. 1. Golovko V., Savitsky Ju., Gladyschuk V. Predicting Neural Net// Proceedings Int. Conf. CM NDT-D5. – Berlin:DGZfP.–1995.-P. 348-353.