

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Головки В. А. Нейроинтеллект: теория и применение. Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями. Брест: Изд. БПИ, 1999 – 264с.
2. Головки В. А. Нейроинтеллект: теория и применение. Самоорганизация, отказоустойчивость и применение нейронных сетей. Брест: Изд. БПИ, 1999 – 228с.
3. Vladimir Golovko, Yury Savitsky, "New Approach of the Recurrent Neural Network Training", Proc. of the Int. Conf. on Neural Networks and Artificial Intelligence ICNNAI'99, 12-15 October 1999, Brest, Belarus, - pp. 32-35.
4. R. Battiti, "First- and Second-Order Methods for Learning: Between Steepest Descent and Newton Methods," Neural Comput., vol. 4, pp. 141-166, 1992.
5. S. Osowski, P. Wojarczak, and M. Stodolski, "Fast Second-Order Learning Algorithm for Feedforward Multilayer Neural Networks and its Applications," Neural Networks, vol. 9, no. 9, pp. 1583-1596, 1996.
6. T. H. Martin and B. M. Mohammad, "Training Feedforward Network with Marquardt Algorithm," IEEE Trans. Neural Networks, vol. 5, pp. 959-963, Nov. 1996.
7. E. M. Johansson, F. U. Dowla, and D. M. Goodman, "Back-propagation Learning for Multilayer Feedforward Neural Networks Using the Conjugate Gradient Method," Int. J. Neural Systems, vol. 2, no. 4, pp. 291-302, 1992.
8. D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning Representations by Backpropagating Errors," Nature, vol. 323, pp. 533-536, 1986.
9. Поляк Б. Т. Введение в оптимизацию. –М: Наука, 1983,– 384с.
10. Elman J. Finding Structure in Time // Cognitive Science. – 1990. – №14. – P. 179–211.
11. Jordan M. Attractor Dynamics and Parallelism in a Connectionist Sequential Machine // Proceedings of the Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society. – Hillsdale: Erlbaum. –1986. – P. 531–54

УДК 681.324.01

*Савицкий Ю. В., Головки В. А.***МЕТОД АДАПТИВНОЙ ИНИЦИАЛИЗАЦИИ НЕЙРОЭЛЕМЕНТОВ В АЛГОРИТМАХ ОБУЧЕНИЯ ГРАДИЕНТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ****1. АДАПТИВНАЯ ИНИЦИАЛИЗАЦИЯ СИНАПТИЧЕСКИХ СВЯЗЕЙ НЕЙРОНОВ В АЛГОРИТМЕ ОБУЧЕНИЯ**

Одной из нерешенных проблем при обучении нейронных сетей является неопределенность выбора начальных значений синаптических связей и порогов нейроэлементов при инициализации сети [1]. От распределения этих значений сильно зависит исход процедуры обучения, а следовательно, и возможность получения требуемой модели в целом. Так, при неудачном выборе начальных параметров нейроэлементов обучение проходит крайне медленно или же вообще прекращается [1,3]. Это связано с попаданием целевой функции обучения в локальные минимумы. Обычно начальные параметры нейронной сети выбираются из некоторого диапазона случайных равномерно распределенных чисел, границы которого определяются эмпирически [1].

Рассмотрим общие правила модификации весов нейроэлемента j слоя l , обладающего логистической (например, сигмоидной) активационной функцией, по методу обратного распространения ошибки:

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta w_{ij}^{[l]}(t+1) = -\alpha \frac{\partial E^p(t)}{\partial w_{ij}^{[l]}(t)} = \\ = -\alpha \cdot \gamma_j^{[l]} \cdot g^{[l]}(S_j^{[l]}) \cdot y_i^{[l-1]} \\ \Delta w_{bj}^{[l]}(t+1) = -\alpha \frac{\partial E^p(t)}{\partial w_{bj}^{[l]}(t)} = \\ = \alpha \cdot \gamma_j^{[l]} \cdot g^{[l]}(S_j^{[l]}) \end{array} \right. \quad (1.1)$$

Так как в данных выражениях в качестве множителя присутствует производная активационной функции $g^{[l]}(S_j^{[l]})$, то при уровнях выходной активности эле-

мента, близких к асимптотическим, $g^{[l]}(S_j^{[l]}) \approx 0$. Следовательно, несмотря на возможно высокую ошибку

нейроэлемента $\gamma_j^{[l]}$, изменение весовых коэффициентов

будет очень незначительным. Таким образом, нейроэлемент оказывается заблокированным от обучения. Следовательно, с точки зрения обучаемости для нейроэлемента можно условно выделить области активного и пассивного обучения. При этом пассивное состояние нейрона обуславливается высоким уровнем его выходного сигнала и соответственно близкой к нулю производной активационной функции.

Таким образом, при случайной инициализации весовых коэффициентов происходит разбиение всего множества нейроэлементов сети на активные и пассивные. Если при этом большая часть нейронов оказывается в пассивном состоянии, то адаптивные свойства модели значительно ухудшаются, так как большая часть элементов не участвует в построении отображения. При этом процесс обучения замедляется или вообще прекращается. Такая ситуация может иметь место при некорректном задании диапазона инициализации весовых коэффициентов.

Рассмотрим факторы, определяющие попадание нейроэлементов сети в состояние пассивного обучения. Вероятность перехода нейроэлемента j слоя l в пассивное состояние обусловлена значением взвешенной суммы его входной активности $S_j^{[l]}$, которая определяется следующими параметрами элемента:

- 1) Уровнем входной активности нейроэлемента;
- 2) Количеством синаптических связей нейроэлемента;
- 3) Верхней и нижней границей диапазона инициализации весовых коэффициентов.

Таким образом, существует проблема адаптивного выбора параметров инициализации сети с учетом вышеперечисленных факторов. Для решения этой задачи была сформулирована следующая теорема.

Теорема 1. Для нейроэлемента с любой активационной функцией $g^{[l]}$ его весовые коэффициенты относительно

известных входного $y_s^{[l-1]}$ и желаемого выходного $d_j^{[l]}$ значений определяются следующим выражением:

$$w_{sj}^{[l]} = [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \sum_{k=1}^{N^{[l]}} (B_1 y_k^{[l]})^2 + \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} (B_2 y_m^{[l+1]})^2]^{-1} y_s^{[l-1]} G^{[l]}(d_j^{[l]}) \quad (1.2)$$

где $G^{[l]}$ - функция, обратная активационной функции $g^{[l]}$.

Доказательство: определим выходную активность элемента j слоя l согласно правил его функционирования:

$$S_j^{[l]}(\tau) = [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \sum_{v=1}^{N^{[l]}} (B_1 y_v^{[l]})^2 + \sum_{h=1}^{N^{[l+1]}} (B_2 y_h^{[l+1]})^2]^{-1} G^{[l]}(d_j^{[l]}) \times \left[\sum_{i=1}^{N^{[l-1]}} (y_i^{[l-1]}(\tau))^2 + \sum_{k=1}^{N^{[l]}} B_1 (y_k^{[l]}(\tau))^2 + \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} w_{mj}^{[l]} B_2 y_m^{[l+1]}(\tau) + 1 \right] \quad (1.3)$$

Очевидно, что

$$S_j^{[l]}(\tau) = G^{[l]}(d_j^{[l]}) \quad (1.4)$$

тогда:

$$y_j^{[l]}(\tau) = g^{[l]}(S_j^{[l]}(\tau)) = g^{[l]}(G^{[l]}(d_j^{[l]})) = d_j^{[l]} \quad (1.5)$$

Таким образом, при использовании выражения (1.2) для определения выходной активности элемента, был получен желаемый выход $d_j^{[l]}$, что и следовало доказать.

Теорема 1 определяет правило адаптации весовых коэффициентов нейрона относительно уровней его входной активности, желаемого выхода и количества входов. Следовательно, выражение (1.2) можно использовать для адаптивного вычисления границ диапазона инициализации весовых коэффициентов. Для этого используем следующее следствие, приводимое без доказательств.

Следствие 1. Верхнюю и нижнюю границы инициализации связей нейроэлементов можно определить исходя из следующего выражения:

$$\left\{ \begin{aligned} w_{sj}^{[l],max} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \sum_{k=1}^{N^{[l]}} (B_1 y_k^{[l]})^2 + \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} (B_2 y_m^{[l+1]})^2]^{-1} \times \\ &\times \bar{y}_s^{[l-1]} G^{[l]}(d_j^{[l],max}) \\ w_{sj}^{[l],min} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \sum_{k=1}^{N^{[l]}} (B_1 y_k^{[l]})^2 + \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} (B_2 y_m^{[l+1]})^2]^{-1} \times \\ &\times \bar{y}_s^{[l-1]} G^{[l]}(d_j^{[l],min}) \end{aligned} \right. \quad (1.6)$$

где $w_{sj}^{[l],max}, w_{sj}^{[l],min}$ - соответственно верхняя и

нижняя границы инициализации весовых коэффициентов j -

го нейрона слоя l ; $d_j^{[l],max}, d_j^{[l],min}$ - соответствен-

но верхнее и нижнее желаемые значения выходной активности нейрона, задаваемые из области активности функ-

ции $g^{[l]}$, $\bar{y}_s^{[l-1]}$ - математическое ожидание входной

активности на входе s нейроэлемента:

$$\bar{y}_s^{[l-1]} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P y_s^{[l-1],p} \quad (1.7)$$

Для каждого нейроэлемента сети инициализация весовых коэффициентов выполняется по правилам:

$$w_{sj}^{[l]} = R(w_{sj}^{[l],min}, w_{sj}^{[l],max}) \quad (1.8)$$

$$w_{bj}^{[l]} = R(w_{sj}^{[l],min}, w_{sj}^{[l],max})$$

где $R(w_{sj}^{[l],min}, w_{sj}^{[l],max})$ - случайное рав-

номерно распределенное на интервале

$(w_{sj}^{[l],min}, w_{sj}^{[l],max})$ число.

Таким образом, применение соответствующих выражений (1.6), (1.8) на стадии инициализации рассматриваемых архитектур нейронных сетей обеспечит попадание нейроэлементов в области их активности относительно средних уровней обучающих эталонов, создавая тем самым условия для последующего обучения.

Следующие следствия, приводимые без доказательств, определяют выражения для инициализации элементов с сигмоидной, логарифмической и линейной активационных функций.

Следствие 2. Для нейронной сети, обладающей сигмоидной активационной функцией элементов, параметры инициализации определяются следующими выражениями:

1) для нейроэлементов с прямым распространением информации:

$$\left\{ \begin{aligned} w_{sj}^{[l], \max} &= \frac{1}{1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2} \times \\ &\times \bar{y}_s^{[l-1]} \ln \frac{d_j^{[l], \max}}{1 - d_j^{[l], \max}} \\ w_{sj}^{[l], \min} &= \frac{1}{1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2} \times \\ &\times \bar{y}_s^{[l-1]} \ln \frac{d_j^{[l], \min}}{1 - d_j^{[l], \min}} \end{aligned} \right. \quad (1.9)$$

2) для нейроэлементов сети Джордана:

$$\left\{ \begin{aligned} w_{sj}^{[l], \max} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1], p})^2 + \\ &+ \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} (y_m^{[l+1], p-1})^2]^{-1} \bar{y}_s^{[l-1]} \ln \frac{d_j^{[l], \max}}{1 - d_j^{[l], \max}} \\ w_{sj}^{[l], \min} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1], p})^2 + \\ &+ \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} (y_m^{[l+1], p-1})^2]^{-1} \bar{y}_s^{[l-1]} \ln \frac{d_j^{[l], \min}}{1 - d_j^{[l], \min}} \end{aligned} \right. \quad (1.10)$$

3) для нейроэлементов сети Элмана:

$$\left\{ \begin{aligned} w_{sj}^{[l], \max} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \\ &+ \sum_{k=1}^{N^{[l]}} (y_k^{[l], p-1})^2]^{-1} \bar{y}_s^{[l-1]} \ln \frac{d_j^{[l], \max}}{1 - d_j^{[l], \max}} \\ w_{sj}^{[l], \min} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \\ &+ \sum_{k=1}^{N^{[l]}} (y_k^{[l], p-1})^2]^{-1} \bar{y}_s^{[l-1]} \ln \frac{d_j^{[l], \min}}{1 - d_j^{[l], \min}} \end{aligned} \right. \quad (1.11)$$

4) для нейроэлементов сети Джордана-Элмана:

$$\left\{ \begin{aligned} w_{sj}^{[l], \max} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \\ &+ \sum_{k=1}^{N^{[l]}} (y_k^{[l], p-1})^2 + \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} (y_m^{[l+1], p-1})^2]^{-1} \times \\ &\times \bar{y}_s^{[l-1]} \ln \frac{d_j^{[l], \max}}{1 - d_j^{[l], \max}} \\ w_{sj}^{[l], \min} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \\ &+ \sum_{k=1}^{N^{[l]}} (y_k^{[l], p-1})^2 + \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} (y_m^{[l+1], p-1})^2]^{-1} \times \\ &\times \bar{y}_s^{[l-1]} \ln \frac{d_j^{[l], \min}}{1 - d_j^{[l], \min}} \end{aligned} \right. \quad (1.12)$$

Следствие 3. Для нейронной сети, обладающей логарифмической активационной функцией элементов, параметры инициализации определяются следующими выражениями:

1) для нейроэлементов с прямым распространением информации:

$$\left\{ \begin{aligned} w_{sj}^{[l], \max} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2]^{-1} \times \\ &\times \bar{y}_s^{[l-1]} \frac{\sqrt{a}}{2} \left(e^{d_j^{[l], \max}} - e^{-d_j^{[l], \max}} \right) \\ w_{sj}^{[l], \min} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2]^{-1} \times \\ &\times \bar{y}_s^{[l-1]} \frac{\sqrt{a}}{2} \left(e^{d_j^{[l], \min}} - e^{-d_j^{[l], \min}} \right) \end{aligned} \right. \quad (1.13)$$

2) для нейроэлементов сети Джордана:

$$\left\{ \begin{aligned} w_{sj}^{[l], \max} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1], p})^2 + \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} (y_m^{[l+1], p-1})^2]^{-1} \times \\ &\times \bar{y}_s^{[l-1]} \frac{\sqrt{a}}{2} \left(e^{d_j^{[l], \max}} - e^{-d_j^{[l], \max}} \right) \\ w_{sj}^{[l], \min} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1], p})^2 + \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} (y_m^{[l+1], p-1})^2]^{-1} \times \\ &\times \bar{y}_s^{[l-1]} \frac{\sqrt{a}}{2} \left(e^{d_j^{[l], \min}} - e^{-d_j^{[l], \min}} \right) \end{aligned} \right. \quad (1.14)$$

3) для нейроэлементов сети Элмана:

$$\left\{ \begin{aligned} w_{sj}^{[l],max} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \sum_{k=1}^{N^{[l]}} (y_k^{[l],p-1})^2]^{-1} \times \\ & \times y_s^{[l-1]} \frac{\sqrt{a}}{2} \begin{pmatrix} d_j^{[l],max} & -d_j^{[l],max} \\ e & -e \end{pmatrix} \\ w_{sj}^{[l],min} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \sum_{k=1}^{N^{[l]}} (y_k^{[l],p-1})^2]^{-1} \times \\ & \times y_s^{[l-1]} \frac{\sqrt{a}}{2} \begin{pmatrix} d_j^{[l],min} & -d_j^{[l],min} \\ e & -e \end{pmatrix} \end{aligned} \right. \quad (1.15)$$

4) для нейроэлементов сети Джордана-Элмана:

$$\left\{ \begin{aligned} w_{sj}^{[l],max} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \sum_{k=1}^{N^{[l]}} (y_k^{[l],p-1})^2 + \\ & + \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} (y_m^{[l+1],p-1})^2]^{-1} y_s^{[l-1]} \frac{\sqrt{a}}{2} \begin{pmatrix} d_j^{[l],max} & -d_j^{[l],max} \\ e & -e \end{pmatrix} \\ w_{sj}^{[l],min} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \sum_{k=1}^{N^{[l]}} (y_k^{[l],p-1})^2 + \\ & + \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} (y_m^{[l+1],p-1})^2]^{-1} y_s^{[l-1]} \frac{\sqrt{a}}{2} \begin{pmatrix} d_j^{[l],min} & -d_j^{[l],min} \\ e & -e \end{pmatrix} \end{aligned} \right. \quad (1.16)$$

Следствие 4. Для нейронной сети, обладающей линейной активационной функцией элементов, параметры инициализации определяются следующими выражениями:

1) для нейроэлементов с прямым распространением информации:

$$\left\{ \begin{aligned} w_{sj}^{[l],max} &= \frac{1}{1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2} y_s^{[l-1]} \frac{1}{M^{[l]}} d_j^{[l],max} \\ w_{sj}^{[l],min} &= \frac{1}{1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2} y_s^{[l-1]} \frac{1}{M^{[l]}} d_j^{[l],min} \end{aligned} \right. \quad (1.17)$$

2) для нейроэлементов сети Джордана:

$$\left\{ \begin{aligned} w_{sj}^{[l],max} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1],p})^2 + \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} (y_m^{[l+1],p-1})^2]^{-1} \times \\ & \times y_s^{[l-1]} \frac{1}{M^{[l]}} d_j^{[l],max} \\ w_{sj}^{[l],min} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1],p})^2 + \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} (y_m^{[l+1],p-1})^2]^{-1} \times \\ & \times y_s^{[l-1]} \frac{1}{M^{[l]}} d_j^{[l],min} \end{aligned} \right. \quad (1.18)$$

3) для нейроэлементов сети Элмана:

$$\left\{ \begin{aligned} w_{sj}^{[l],max} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \sum_{k=1}^{N^{[l]}} (y_k^{[l],p-1})^2]^{-1} \times \\ & \times y_s^{[l-1]} \frac{1}{M^{[l]}} d_j^{[l],max} \\ w_{sj}^{[l],min} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \sum_{k=1}^{N^{[l]}} (y_k^{[l],p-1})^2]^{-1} \times \\ & \times y_s^{[l-1]} \frac{1}{M^{[l]}} d_j^{[l],min} \end{aligned} \right. \quad (1.19)$$

4) для нейроэлементов сети Джордана-Элмана:

$$\left\{ \begin{aligned} w_{sj}^{[l],max} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \sum_{k=1}^{N^{[l]}} (y_k^{[l],p-1})^2 + \\ & + \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} (y_m^{[l+1],p-1})^2]^{-1} y_s^{[l-1]} \frac{1}{M^{[l]}} d_j^{[l],max} \\ w_{sj}^{[l],min} &= [1 + \sum_{n=1}^{N^{[l-1]}} (y_n^{[l-1]})^2 + \sum_{k=1}^{N^{[l]}} (y_k^{[l],p-1})^2 + \\ & + \sum_{m=1}^{N^{[l+1]}} (y_m^{[l+1],p-1})^2]^{-1} y_s^{[l-1]} \frac{1}{M^{[l]}} d_j^{[l],min} \end{aligned} \right. \quad (1.20)$$

В выражениях (1.17)-(1.20) параметр $M^{[l]}$ характеризует коэффициент линейной функции активации.

Таким образом, применение результатов следствий 2 – 4 для выбора диапазона инициализации весовых коэффициентов гарантирует попадание выходной активности нейрона в задаваемый диапазон $(d_j^{[l],min}, d_j^{[l],max})$ относительно

среднего уровня входной активности элемента $y_s^{[l-1]}$.

Очевидно, что вышеуказанный диапазон активности нейрона выбирается исходя из допустимого диапазона активационной функции $g^{[l]}$, что позволяет сохранить активность обучения элемента на ранних стадиях выполнения обучающего алгоритма.

Результаты обучения нейронных сетей для различных алгоритмов: MSE (sig) - среднеквадратичная ошибка для сети с сигмоидной функцией активации; MSE (log) - среднеквадратичная ошибка для сети с логарифмической функцией активации; $\text{Var}(\alpha)$ характеризует использование в алгоритме адаптивного шага обучения; [0.1; 0.9], [-4.2; 4.2] характеризует допустимые диапазоны уровня выходного сигнала для соответствующих активационных функций, задаваемых на этапе адаптивной инициализации нейронов

Тип модели нейронной сети	с прямыми связями	Джордана	Элмана	Джордана-Элмана
MSE (sig), $\text{Var}(\alpha)$, [0.1; 0.9]	0.0076	0.0091	0.043	0.053
MSE (log), $\text{Var}(\alpha)$, [-4.2; 4.2]	0.0071	0.0089	0.059	0.087
MSE (sig), $\alpha = 0.1$	0.0098	0.0087	0.051	0.096
MSE (log), $\alpha = 0.01$	0.093	0.061	0.17	0.23

2. ОБОБЩЕННЫЙ АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ ГОМОГЕННЫХ И ГЕТЕРОГЕННЫХ НЕЙРОННЫХ АРХИТЕКТУР

Общий вычислительный алгоритм последовательного послойного обучения градиентных нейронных сетей состоит из следующих шагов:

1. Сформировать архитектуру нейронной сети: тип сети (сеть прямого распространения, сеть Джордана, сеть Элмана или комбинированная рекуррентная сеть Джордана-Элмана), количество слоев нейроэлементов L , количество нейронов в каждом слое $N^{[l]}$, $l = 1, \dots, L$, тип активационной функции нейроэлементов слоя $g^{[l]}$ (сигмоидная, логарифмическая или для выходного слоя элементов - линейная функция).

2. Сформировать обучающее множество T , состоящее из пар входных-выходных эталонов (X^p, D^p) , $p = 1, \dots, P$ размерностями, соответствующими количеству входных и выходных нейронов сети.

3. Выполнить адаптивную инициализацию нейроэлементов, учитывая тип активационной функции и допустимый диапазон инициализации.

4. Для каждого текущего эталона p из множества T выполнить следующие операции:

4.1. Сделать текущим (обучаемым) слоем выходной слой сети.

4.2. Определить выходные активности всех нейроэлементов сети;

4.3. Согласно правил алгоритма обратного распространения ошибки, определить градиенты ошибок для нейроэлементов данного слоя (учитывая тип активационной функции);

4.4. Определить адаптивный шаг обучения для нейронов данного слоя, используя соответствующие аналитические выражения для данной активационной функции;

4.5. Модифицировать весовые коэффициенты нейроэлементов данного слоя сети, используя адаптивный шаг;

4.6. Сделать текущим следующий слой после выходного и выполнить для него п.п. 4.2-4.5;

4.7. Шаг 4.6. выполнить для всех последующих слоев сети до входного слоя.

5. Итерацию обучения 4 выполнять для всех эталонов обучающей выборки до достижения приемлемого значения среднеквадратичной ошибки.

Данный алгоритм позволяет повысить стабильность процесса обучения гетерогенных нейронных сетей с разнотипными активационными функциями благодаря независимому обучению нейроэлементов слоя в пределах одной итерации.

3. ЭКСПЕРИМЕНТЫ

Для моделирования разработанного алгоритма был использован временной ряд авиаперевозок размером в 144 элемента, из которого была сформировано обучающее множество по методу скользящего окна [3]. В качестве базовой была принята архитектура, состоящая из 20 нейронов входного слоя, 5 нейронов с нелинейными (сигмоидной или логарифмической) активационными функциями в скрытом слое и одного линейного элемента в выходном слое. В каждом эксперименте было выполнено 5000 итераций обучения. Моделировались четыре рассмотренных выше типа нейронных сетей с сигмоидной и логарифмической активационных функций скрытых нейронов. Для разработанного метода наблюдалось общее улучшение стабильности процесса сходимости алгоритма, при этом после выполнения адаптивной инициализации на первой итерации обучения уровень ошибки был значительно ниже по сравнению со случайной инициализацией весов. Результаты обучения сведены в таблицу 1.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе, освящаемой в статье Головки В. А., Савицкого Ю. В. "Адаптивные методы обучения градиентных нейронных сетей" и настоящей статье, разработаны базовые аспекты обучения градиентных нейронных сетей: метод определения адаптивного шага обучения и метод адаптивной инициализации. Данные методы интегрированы в общий алгоритм последовательного послойного обучения нейроэлементов сети, позволяющий выполнять эффективное обучение сложных нейронных структур с разнотипными активационными функциями нейронов.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Головки В. А. Нейроинтеллект: теория и применение. Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями. Брест: Изд. БПИ, 1999 – 264с.
2. Головки В. А. Нейроинтеллект: теория и применение. Самоорганизация, отказоустойчивость и применение нейронных сетей. Брест: Изд. БПИ, 1999 – 228с.
3. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов: прогноз и управление. Вып.1. – М.: Мир, 1974. – 498 с.