

Д.С. Богуш, Ю.В. Савицкий  
Беларусь, Брест, БрГТУ

## МЕТОДИКА ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННЫХ ЭЛЕМЕНТОВ С НЕСИГМОИДАЛЬНЫМИ ФУНКЦИЯМИ АКТИВАЦИИ В АРХИТЕКТУРАХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Искусственные нейронные сети (ИНС) с сигмоидальными функциями активации (ФА) нейроэлементов (НЭ) в настоящее время занимают доминирующее положение в нейросетевых технологиях интеллектуальной обработки информации. Этому способствуют следующие факторы: ФА являются непрерывными, возрастающими, дифференцируемыми на всей области определения; существует строгий математический аппарат обучения сигмоидальных НС (в частности, на базе алгоритма обратного распространения ошибки, ВРЕ [1]); накоплен большой опыт применения подобных нейросетевых архитектур в различных практических задачах [1]. К ФА сигмоидального типа относятся сигмоидная, биполярная сигмоидная, гиперболический тангенс.

Серьезным принципиальным недостатком ФА сигмоидального типа является высокая вероятность их насыщения в процессе обучения. Под насыщением ФА сигмоидального типа понимается переход ее в процессе обучения в состояние, близкое к границам области ее значений. В частности, для сигмоидной ФА насыщение происходит при переходе к границам интервала (0; 1), для биполярной сигмоидной и функции гиперболический тангенс – при переходе к границам интервала (-1; 1). Насыщение сигмоидальной ФА приводит к затуханию ее производной. Крайне нежелательное свойство сигмоидальной ФА заключается в том, что при насыщении функции с той или иной стороны производная на этих участках становится близка к нулю. Особенностью алгоритма ВРЕ является тот факт, что в процессе обратного распространения ошибки производная ФА умножается на общий градиент [1]. Следовательно, если производная очень мала, она фактически обнуляет общий градиент. В результате, сигнал практически не будет проходить через НЭ к его весам и рекурсивно к его данным. Помимо этого, неудачная инициализация весов сигмоидальных НЭ может на начальной стадии процесса обучения перевести их в состояние насыщения.

Рассмотрим альтернативную *логарифмическую* ФА НЭ, имеющую высокий потенциал использования в архитектурах НС. Данная функция является возрастающей, симметричной относительно нуля и всюду дифференцируемой, что позволяет использовать ее в качестве активационной в архитектурах НС. Выходное значение  $j$ -го НЭ в соответствии с логарифмической ФА определяется следующим образом:

$$y_j = g(S_j) = \ln(S_j + \sqrt{S_j^2 + 1}), \quad (1)$$

Функция (1) является неограниченной на всей области определения, что является отличительным свойством по сравнению с ФА сигмоидального типа. Таким образом, предложенная ФА сочетает в себе преимущества линейной функции, так как является неограниченной на всей области определения, и сигмоидальных функций, так как она является нелинейной и симметричной относительно нулевого аргумента.

Для НЭ с логарифмической ФА можно предложить *метод точного обучения, базирующийся на алгоритме обратного распространения ошибки [1] и сформулированный в следующей теореме.*

*Теорема.* Правила модификации синаптических связей НЭ  $j$ , находящегося в слое  $l$  многослойной НС с логарифмической функцией  $g^{[l]}$ , минимизирующие среднеквадратичную ошибку  $E_j^p(t) = 1/2 (y_j^{[l],p}(t) - D_j^p)^2$  данного НЭ для эталона  $p$  на итерации обучения  $t$ , определяются следующим образом:

$$\left\{ \begin{array}{l} w_{ij}^{[l]}(t+1) = w_{ij}^{[l]}(t) - \frac{S_j^{[l],p}(t) - \left( \frac{1}{2} e^{D_j^p} - \frac{1}{2e^{D_j^p}} \right)}{1 + \sum_{k=1}^{N^{[l-1]}} (y_k^{[l-1],p})^2} y_i^{[l-1],p}(t), \\ w_{bj}^{[l]}(t+1) = w_{bj}^{[l]}(t) + \frac{S_j^{[l],p}(t) - \left( \frac{1}{2} e^{D_j^p} - \frac{1}{2e^{D_j^p}} \right)}{1 + \sum_{k=1}^{N^{[l-1]}} (y_k^{[l-1],p})^2}, \end{array} \right. \quad (2)$$

где  $S_j^{[l],p}$  - взвешенная сумма входных активностей НЭ  $j$ , находящегося в слое  $l$ ;  $w_{ij}^{[l]}$  - значение синаптического веса  $i$ -го входа НЭ;  $w_{bj}^{[l]}$  - значение порога активационной функции НЭ;  $y_k^{[l-1],p}$  - входная активность НЭ предыдущего слоя  $l-1$ ,  $D_j^p$  - эталонное выходное значение  $j$ -го НЭ,  $N^{[l-1]}$  - количество входов НЭ слоя  $l$ .

### СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Golovko, V. Neural Networks for Signal Processing in Measurement Analysis and Industrial Applications: the Case of Chaotic Signal Processing / V. Golovko, Y. Savitsky, N. Maniakov // chapter of NATO book «Neural networks for instrumentation, measurement and related industrial applications». – Amsterdam: IOS Press, 2003. – P. 119-143.