

УДК 004.021:032.26

Л. П. МАХНИСТ, И. И. ГЛАДКИЙ, Т. И. КАРИМОВА,

В. С. РУБАНОВ

Брест, БрГТУ

ОБ ОДНОМ ПОДХОДЕ К ОБУЧЕНИЮ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРЯМОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ

Обучение нейронной сети прямого распространения состоит в нахождении весовых коэффициентов w_{ij} и порогов T_j нейронной сети, которые минимизируют функцию ошибки сети

$$E(w_{11}, w_{21}, \dots, w_{m1}, T_1, w_{12}, w_{22}, \dots, w_{m2}, T_2, \dots, w_{1n}, w_{2n}, \dots, w_{mn}, T_n) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (y_j - t_j)^2,$$

где $y_j = F(S_j)$ – значение функции активации j -го выходного нейрона сети,

$S_j = \sum_{i=1}^m w_{ij} x_i - T_j$, x_i – выходное значение i -го нейрона предыдущего слоя,

t_j – ожидаемый выход j -го выходного нейрона ($i = \overline{1, m}$, $j = \overline{1, n}$).

Введем обозначения:

$$\overline{W} = (w_{11}, w_{21}, \dots, w_{m1}, T_1, w_{12}, w_{22}, \dots, w_{m2}, T_2, \dots, w_{1n}, w_{2n}, \dots, w_{mn}, T_n)^T -$$

вектор-столбец весовых коэффициентов w_{ij} и порогов T_j нейронной сети, а

$\overline{W}_j = (w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{mj}, T_j)^T$ – вектор-столбец весовых коэффициентов w_{ij} и по-

рога T_j , связанных с j -м выходным нейроном сети, $E(\overline{W}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (y_j - t_j)^2$ –

функция ошибки сети, $E(\overline{W}_j) = \frac{1}{2} (y_j - t_j)^2$ – функция ошибки j -го выходного нейрона сети.

Обучение нейронной сети с использованием метода наискорейшего спуска состоит в изменении весовых коэффициентов w_{ij} и порогов T_j нейронной сети на каждом шаге обучения $(t+1)$ ($t=1, 2, \dots$) в соответствии с формулой:

$$\overline{W}_j(t+1) = \overline{W}_j(t) - \alpha(t) \nabla E(\overline{W}_j(t)). \quad (1)$$

где $\nabla E(\bar{W}_j(t)) = \left(\frac{\partial E(\bar{W}_j(t))}{\partial w_{1j}}, \frac{\partial E(\bar{W}_j(t))}{\partial w_{2j}}, \dots, \frac{\partial E(\bar{W}_j(t))}{\partial w_{mj}}, \frac{\partial E(\bar{W}_j(t))}{\partial T_j} \right)^T$ – градиент функции ошибки сети j -го выходного нейрона $E(\bar{W}_j(t))$ (например, в [1–3]).

В [4–8] рассматривались различные подходы к выбору шага обучения нейронной сети, производился их сравнительный анализ с точки зрения сходимости алгоритма обучения с использованием метода наискорейшего спуска.

В работе предлагается после вычисления весовых коэффициентов w_{ij} и порогов T_j последнего слоя вычислять ожидаемые выходы нейронов предыдущего слоя $t_i = x_i$, которые минимизируют ошибку сети, как функцию, зависящую от значений x_i :

$$E(\bar{X}) = E(x_1, x_2, \dots, x_m) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (y_j - t_j)^2.$$

Введем обозначение: $\bar{X} = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ – вектор-столбец выходных значений нейронов предыдущего слоя.

Вычисление ожидаемых выходов нейронов предыдущего слоя $t_i = x_i$ будем производить с использованием метода наискорейшего спуска на каждом шаге $(t+1)$ ($t=1, 2, \dots$) в соответствии с формулой:

$$\bar{X}(t+1) = \bar{X}(t) - \beta(t) \nabla E(\bar{X}(t)), \quad (2)$$

где $\nabla E(\bar{X}(t)) = \left(\frac{\partial E(\bar{X}(t))}{\partial x_1}, \frac{\partial E(\bar{X}(t))}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial E(\bar{X}(t))}{\partial x_m} \right)^T$ – градиент функции ошибки сети $E(\bar{X}(t))$.

При выполнении условий, приведенных в [8], предлагается шаг $\beta(t)$ вычислять по формуле

$$\beta(t) = \frac{(\nabla E(\bar{X}(t)), \nabla E(\bar{X}(t)))}{(\nabla^2 E(\bar{X}(t)) \cdot \nabla E(\bar{X}(t)), \nabla E(\bar{X}(t)))}, \quad (3)$$

где $\nabla^2 E(\bar{X}(t)) \cdot \nabla E(\bar{X}(t))$ – произведение матрицы Гессе $\nabla^2 E(\bar{X}(t))$ функции $E(\bar{X}(t))$ и вектора градиента $\nabla E(\bar{X}(t))$, а $(\nabla E(\bar{X}(t)), \nabla E(\bar{X}(t)))$ и

$(\nabla^2 E(\bar{X}(t)) \cdot \nabla E(\bar{X}(t)), \nabla E(\bar{X}(t)))$ – скалярные произведения соответствующих векторов.

Полученные по формулам (1) и (2) с заданной точностью значения $x_i = t_i$ – ожидаемые выходы нейронов предыдущего слоя. Далее в соответствии с (1) предлагается производить изменение весовых коэффициентов и порогов предыдущего слоя.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Golovko, M. Multilayer neural networks training methodic / M. Golovko, L. Makhnist, N. Maniakov // Second IEEE International Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS'2003) : Proceedings, Lviv, Ukraine, 8–10 Sept. 2003. – Lviv, 2003. – P. 185–190.

2. Maniakov, N. Traing algorithm for forecasting multilayer neural network / N. Maniakov, L. Makhnist, V. Rubanov // Pattern Recognition and Information Processing : Proceedings of The Seventh International Conferences (PRIP'2003), Minsk, Republic of Belarus, 21–23 May 2003 : in 2 vol. – Minsk, 2003. – Vol. 1. – P. 26–30.

3. Makhnist, L. Some Methods of Adaptive Multilayer Neural Network Training / L. Makhnist, N. Maniakov // International Journal of Computing. – 2004. – Vol. 3. – P. 99–106.

4. Maxnist, L. Convergence Analysis of Neural Networks Training Based on steepest Descent Method / L. Maxnist, A. Doudkin, V. Golovko // Pattern Recognition and Information Processing (PRIP'2007) : Proceedings of the Ninth International Conference, Minsk, Republic of Belarus, 22–24 May 2007 : in 2 vol. – Minsk, 2007. – Vol. 1. – P. 285–289.

5. О выборе шага обучения искусственных нейронных сетей прямого распространения / И. И. Гладкий [и др.] // Вычислительные методы, модели и образовательные технологии : сб. материалов VIII Междунар. науч.-практ. конф., Брест, 18 окт. 2019 г. / Брест. гос. ун-т им. А. С. Пушкина ; под общ. ред. А. А. Козинского. – Брест : БрГУ, 2019. – С. 121–122.

6. О сходимости алгоритмов обучения искусственных нейронных сетей / Л. П. Махнист [и др.] // Вычислительные методы, модели и образовательные технологии : сб. материалов VIII Междунар. науч.-практ. конф., Брест, 18 окт. 2019 г. / Брест. гос. ун-т им. А. С. Пушкина ; под общ. ред. А. А. Козинского. – Брест : БрГУ, 2019. – С. 133–135.

7. О скорости сходимости и выборе шага обучения искусственных нейронных сетей прямого распространения / И. И. Гладкий [и др.] // Современные проблемы математики и вычислительной техники : сб. мате-

риалов XI Респ. науч. конф. молодых ученых и студентов, Брест, 21–22 нояб. 2019 г. / Брест. гос. техн. ун-т; редкол.: В. А. Головки (гл. ред.) [и др.]. – Брест : БрГТУ, 2019. – С. 11–14.

8. Оценки скорости сходимости и выбор шага обучения искусственных нейронных сетей прямого распространения / Л. П. Махнист [и др.] // Вестн. Брест. гос. техн. ун-та. Сер.: Физика, математика, информатика. – 2019. – № 5. – С. 27–35.

УДК 656.13

Н. С. МОНТИК

Брест, БрГТУ

АРХИТЕКТУРА СИСТЕМЫ ПОДСЧЕТА ПАССАЖИРОПОТОКА ГОРОДСКОГО ТРАНСПОРТА

В настоящее время не существует автоматизированной системы подсчета пассажиропотока в общественном транспорте, которая обладала бы низкой себестоимостью, ресурсоемкостью, позволяющей запускать ее на мобильных компьютерах, компактностью, позволяющей переустановку с одного транспортного средства на другое без специальной предварительной подготовки и оборудования. Существующие системы обладают высокой стоимостью, высокими требованиями к оборудованию, а также необходимостью установки большого комплекта датчиков на каждую дверь. Например, немецкий комплекс IRMA MATRIX стоит более 35 000 евро за каждую дверь и требует специальной установки и обслуживания.

Для автоматического определения количества пассажиров, перевозимых единицей городского транспорта, существуют разнообразные способы.

При использовании видеокамеры подсчет пассажиропотока может вестись как вручную, что очень нерационально, так и в автоматическом режиме с использованием специального программного обеспечения. При автоматическом подсчете чаще всего используется метод вычитания фона, так как камера в основном закреплена статично и неподвижно относительно транспортного средства. Подобный алгоритм обнаруживает изменения обстановки на изображении относительно запомненного изначально фонового изображения.

Разрабатываемая система может иметь различную физическую реализацию: запись камерой на внешний носитель для последующей обработки на компьютере, запись камерой с последующей передачей на сервер для обработки в режиме реального времени.