

образования твердых бытовых отходов и отходов производства.

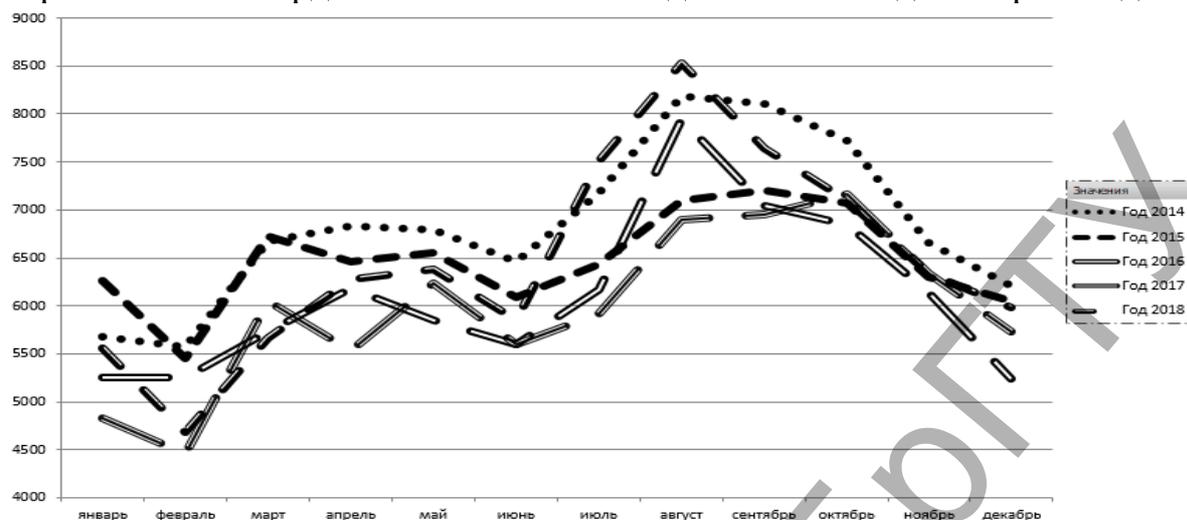


Рисунок 1 - Образование твердых коммунальных и промышленных отходов по месяцам за период 2014-2018 годы в тоннах

Обеспечение перехода к рациональным экологически устойчивым моделям потребления и производства, позволит не терять из оборота экономики в среднем 200 тонн ресурсов для промышленности ежедневно.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Повестка дня в области устойчивого развития на период до 2030 года [Электронный ресурс] : одобр. резолюцией A/RES/70/1 Генер. Ассамблеи, 21 октября 2015 г. // Организация Объединенных Наций. – Режим доступа: http://sdgs.by/kcfinder/upload/files/Agenda_2030.pdf– Дата доступа: 05.10.2019.

Л.П. Махнист, А.В. Санюкевич, В.П. Черненко, М.М. Юхимук
Беларусь, Брест, БрГТУ

О СХОДИМОСТИ АЛГОРИТМОВ ОБУЧЕНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Рассматривается задача обучения нейронной сети, которая состоит в нахождении весовых коэффициентов w_{ij} и порогов T_j нейронной сети, которые минимизируют функцию ошибки сети $E(\bar{W}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (y_j - t_j)^2$, где $y_j = F(S_j)$ – значение функции активации j -ого выходного нейрона сети, $S_j = \sum_{i=1}^m w_{ij} x_i - T_j$ ($i = \overline{1, m}, j = \overline{1, n}$), t_j – ожидаемый выход j -ого выходного нейрона, x_i – выходное значение i -ого нейрона предыдущего слоя, $\bar{W} = (w_{11}, w_{21}, \dots, w_{m1}, T_1, \dots, w_{1n}, w_{2n}, \dots, w_{mn}, T_n)^T$ – вектор-столбец

весовых коэффициентов w_{ij} и порогов T_j нейронной сети, а $\bar{W}_j = (w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{mj}, T_j)^T$ – вектор-столбец весовых коэффициентов w_{ij} и порога T_j , связанных с j -ым выходным нейроном сети, $E(\bar{W}_j) = \frac{1}{2}(y_j - t_j)^2$ – функция ошибки j -ого 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, в соответствии с формулой: $\bar{W}_j(t+1) = \bar{W}_j(t) - \alpha_j(t) \nabla E(\bar{W}_j(t))$, где $\nabla E(\bar{W}_j)$ – градиент функции $E(\bar{W}_j)$,

Предлагается использовать соотношения:

$$\alpha_j(t) = \frac{\|\nabla E(\bar{W}_j(t))\|^2}{(\nabla^2 E(\bar{W}_j(t)) \cdot \nabla E(\bar{W}_j(t)), \nabla E(\bar{W}_j(t)))}, \quad (1)$$

если шаг обучения $\alpha_j(t)$ выбирается только для минимизации функции ошибки сети j -ого выходного нейрона $E(\bar{W}_j)$, и

$$\alpha_j(t) = \alpha(t) = \frac{\sum_{j=1}^n \|\nabla E(\bar{W}_j(t))\|^2}{\sum_{j=1}^n (\nabla^2 E(\bar{W}_j(t)) \cdot \nabla E(\bar{W}_j(t)), \nabla E(\bar{W}_j(t)))}, \quad (2)$$

если шаг обучения $\alpha(t)$ выбирается для минимизации функции ошибки сети $E(\bar{W})$, где $\nabla^2 E(\bar{W}_j(t))$ – матрица Гессе функции $E(\bar{W}_j(t))$.

Соотношения (1) и (2) получены и использовались, например, в [1–3] при выполнении условия $\min_j (F'(S_j(t)))^2 + (y_j(t) - t_j)F''(S_j(t)) > 0$, которое рассматривалось в [4].

Сравним абсолютные изменения функции ошибки сети $E(\bar{W})$ в рассмотренных двух случаях:

$$\begin{aligned} & \max(|\Delta_1 E(\bar{W}(t))|, |\Delta_2 E(\bar{W}(t))|) = \\ & = \frac{1}{2} \max\left(\sum_{j=1}^n q_j(t) \alpha_j(t), 1 / \sum_{j=1}^n \frac{q_j(t)}{\alpha_j(t)}\right) \cdot \|\nabla E(\bar{W}(t))\|^2 = \\ & = \frac{1}{2} (\sum_{j=1}^n q_j(t) \alpha_j(t)) \cdot \|\nabla E(\bar{W}(t))\|^2, \text{ где } q_j(t) = \frac{\|\nabla E(\bar{W}_j(t))\|^2}{\|\nabla E(\bar{W}(t))\|^2}. \end{aligned}$$

Следовательно, использование соотношений (1) будет обеспечивать лучшую скорость сходимости обучение нейронной сети с использованием метода наискорейшего спуска по сравнению с использованием соотношения (2).

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.

Г.Л. Муравьев, С.В. Мухов, С.И. Парфомук
Беларусь, Брест, БрГТУ

**ОБУЧЕНИЕ СТУДЕНТОВ ЭКОНОМИЧЕСКИХ
СПЕЦИАЛЬНОСТЕЙ МЕТОДАМ ПОВЫШЕНИЯ
НАДЕЖНОСТИ ЭКСПЛУАТАЦИИ
ПРОГРАММНЫХ СИСТЕМ**

В настоящее время весьма актуально обучение методам повышения уровня надежности эксплуатации программных систем с учетом требований по обеспечению достаточно приемлемого уровня надежности. Как правило, в рамках дисциплин связанных с информатикой учат использовать операторы языка программирования или изучают конкретные инструментальные программные средства, но опускают тему как эффективно и максимально надежно работать с этими программными.

Надежность эксплуатации программного продукта определяется в первую очередь так называемым «человеческим фактором» при выполнении эксплуатационных процедур программной системы. Контролировать этот «человеческий фактор» можно за счет использования:

– минимального и достаточного набора типизированных программных объектов;