

DOI: 10.15514/ISPRAS-2024-36(4)-14



# Идентификация термокарстовых объектов по спутниковым графическим данным с помощью нейронной сети

*В.В. Жебсаин, ORCID: 0000-0002-2976-8721 <zhebs@mail.ru>*

*А.Ф. Посельский, ORCID: 0009-0002-2602-8044 <al.poselsky@gmail.com>*

*Северо-Восточный федеральный университет им. М.К. Аммосова,  
Россия, 677027, Якутск, ул. Белинского, 58.*

**Аннотация.** В работе представлены результаты численного эксперимента по идентификации термокарстовых объектов, образовавшихся в результате климатических изменений в регионах распространения вечной мерзлоты, на основе спутниковых графических данных. Разработана прикладная компьютерная программа, предназначенная для идентификации спутниковых графических данных реализующая трехслойную нейронную сеть. Идентификация термокарстовых объектов прикладной программой производилась на основе метода обучения нейронной сети с использованием тренировочных данных. В качестве функции активации в нейронной сети применялась сигмоидальная функция, корректировка весовых коэффициентов сети основывалась на методе обратного распространения ошибок. Изучена зависимость эффективности идентификации объектов от различных начальных параметров нейронной сети, таких как, скорость обучения, количество нейронов в скрытом слое и количество эпох обучения. Выявлены оптимальные значения вышеуказанных параметров, обеспечивающих наибольшие показатели эффективности нейронной сети. Проведено сравнение полученных результатов с данными других исследователей. В целом, результаты проведенного в работе исследования показали перспективность рассмотренного метода для развития автоматизированных средств дистанционного мониторинга термокарстовых процессов.

**Ключевые слова:** нейронные сети; термокарстовые образования; программирование; численные эксперименты.

**Для цитирования:** Жебсаин В.В., Посельский А.Ф. Идентификация термокарстовых объектов по спутниковым графическим данным с помощью нейронной сети. Труды ИСП РАН, том 36, вып. 4, 2024 г., стр. 183–190. DOI: 10.15514/ISPRAS-2024-36(4)-14.

**Благодарности.** Исследование выполнено при поддержке Российского научного фонда (проект № 24-21-20043).

# Identification of Thermokarst Objects from Satellite Graphical Data Using a Neural Network

V.V. Zhebsain, ORCID: 0000-0002-2976-8721 <zhebs@mail.ru>

A.F. Poselsky, ORCID: 0009-0002-2602-8044 <al.poselsky@gmail.com>

M. K. Ammosov North-Eastern Federal University,  
58, Belinsky st., Yakutsk, Republic of Sakha (Yakutia), 677027, Russia.

**Abstract.** The paper presents the results of a numerical experiment on the identification of thermokarst objects formed as a result of climatic changes in the regions of the cryolithozone, based on satellite graphical data. An applied computer program has been developed designed to identify satellite graphical data implementing a three-layer neural network. The dependence of the object identification efficiency on various initial parameters of the neural network, such as the learning rate, the number of neurons in the hidden layer and the number of learning epochs, has been studied. The optimal values of the above parameters have been identified, providing the highest efficiency indicators of the neural network. The results obtained were compared with the data of other researchers.

**Keywords:** neural networks; thermokarst formations; programming; numerical experiments.

**For citation:** Zhebsain V.V., Poselsky A.F. Identification of Thermokarst Objects from Satellite Graphical Data Using a Neural Network. *Trudy ISP RAN/Proc. ISP RAS*, vol. 36, issue 4, 2024. pp. 183-190 (in Russian). DOI: 10.15514/ISPRAS-2024-36(4)-14.

**Acknowledgements.** The investigation was conducted under the help of the Russian Science Foundation (project No 24-21-20043).

## 1. Введение

Как известно, область практического применения программных средств, основанных на технологии нейронных сетей постоянно расширяется. Развиваются новые подходы и методы, совершенствуются существующие решения. В данной работе представлены итоги работы по разработке прикладной компьютерной программы, реализующей нейронную сеть, а также её первоначальные результаты применения для решения практических задач по идентификации термокарстовых полигональных образований, находящихся на ранней стадии развития, на основе космических графических данных. Причина образования полигональных термокарстовых объектов заключается в повсеместном повышении температуры мерзлых пород в северных регионах [1-3], как следствие глобального потепления климата. Обзор научно-практической литературы, показал, что несмотря на значительное количество работ, посвященных дистанционному зондированию термокарстовых полигональных образований, вопросы автоматизированной идентификации, основанные на технологии нейронных сетей, не рассматриваются.

Актуальность решения задач идентификации и дешифровки аэрокосмических (спутниковых) графических образов термокарстовых полигональных образований, характерных для северных регионов России, в частности Якутии, обусловлена транспортной труднодоступностью указанных регионов и растущей интенсификацией глобальных климатических изменений.

Последствия деградации ландшафтов в указанных регионах могут быть катастрофическими для инфраструктуры, в частности, для водоводов (рис. 1), трубопроводов, железных дорог, газопроводов и других крупных инженерных сооружений, а также жилых и производственных зданий.

## 2. Компьютерная программа

Для реализации нейронной сети, при помощи сред разработки программного обеспечения PyCharm (Python) и графического интерфейса Qt Designer разработана прикладная

184

компьютерная программа. В программе реализована трехслойная нейронная сеть с переменным количеством узлов (нейронов), предназначенная для решения задачи классификации (идентификации) на основе обучения тренировочному набору данных.



Рис. 1. Термокарстовые полигональные образования (объекты) на трассе водовода Лена – Туора Кюель – Тамта» (п. Майя, водхр. Мундуллах). Фото А. М. Сальва, 2016 г [1].

Fig. 1. Thermokarst polygonal formations (objects) on the route of the Lena–Tuora Kyuel–Tatta water pipeline” (Maya village, Mundullah reservoir). Photo by A. M. Salva, 2016[1].

На входной слой сети подается матрица  $I_i$  цифровых кодов графического образа. Количество элементов данной матрицы определяется размером графического образа, например для изображения 70x70 пикселей матрица состоит из 4900 элементов (нейронов). Данная матрица умножается на матрицу весовых коэффициентов  $W_{i+1}$ , генерируемых случайным образом.

$$X_{i+1} = W_{i+1} \cdot I_i \quad (1)$$

где  $I_i$  – матрица входного сигнала;

$W_{i+1}$  – матрица весовых коэффициентов;

$X_{i+1}$  – матрица входного сигнала скрытого слоя.

Таким образом, на первый скрытый слой подается матрица  $X_{i+1}$ . В качестве функции активации применяется сигмоида. В результате получаем выходной сигнал скрытого слоя в виде:

$$O_j = \frac{1}{1 + e^{-x_{i+1}}}; \quad (2)$$

В случае трехслойной сети, выходной сигнал скрытого слоя подается на выходной слой сети. Таким образом, выходной сигнал сети определяется как:

$$O_k = W_{jk} \cdot O_j \quad (3)$$

где  $O_k$  – матрица выходных сигналов  $k$  слоя (выходного);

$O_j$  – матрица выходных сигналов предыдущего  $j$  слоя (скрытого);

$W_{jk}$  – матрица весовых коэффициентов между слоями  $j$  и  $k$ ;

В случае сети со множеством скрытых слоев, матрица выходного слоя выполняет роль следующего скрытого слоя. Алгоритм обучения и расчета нейронной сети основан на методе обратного распространении ошибок и корректировке весовых коэффициентов. В процессе

обучения сети, производится минимизация функции ошибки  $E_k$  при помощи коррекции весовых коэффициентов [4, 5]:

$$\Delta W_{jk} = \alpha \cdot \frac{\partial E_k}{\partial W_{jk}} \tag{4}$$

где,  $\alpha$  – коэффициент обучения;

$\frac{\partial E_k}{\partial W_{jk}}$  – градиент функции ошибки.

Здесь,  $\Delta W_{jk}$  – матрица коррекции весовых коэффициентов, которая определяется при помощи выражения:

$$\Delta W_{jk} = \alpha \cdot E_k \cdot O_k \cdot (1 - O_k) \cdot O_j^T; \tag{5}$$

где,  $E_k = (t_k - O_k)^2$  - матрица функции ошибки,  $t_k$  - целевые (правильные) значения узлов выходного слоя сети;

$O_j^T$  – транспонированная матрица сигналов скрытого слоя.

Таким образом, в программе реализован стандартный метод решения классификационной задачи нейронной сетью. Программа разработана в виде прикладного средства и оснащена для удобства пользователя графическим интерфейсом (рис. 2).

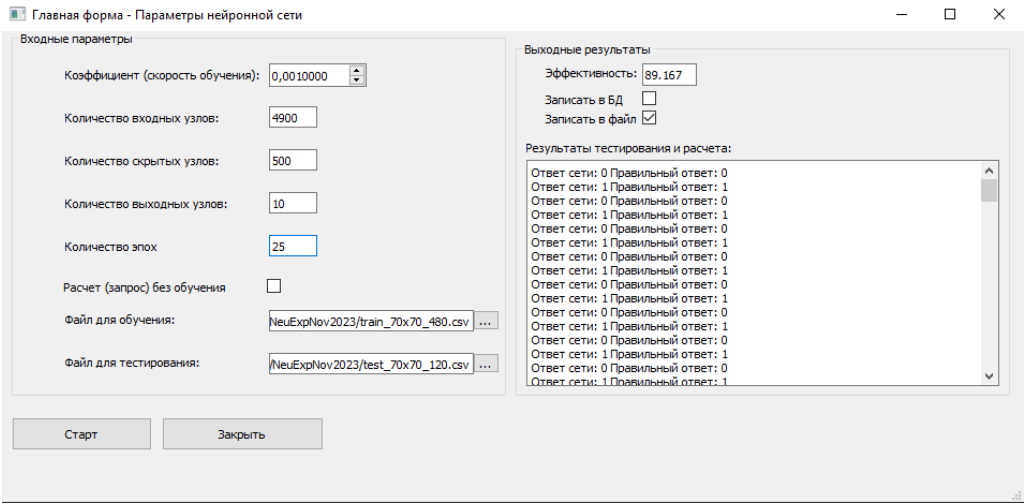


Рис. 2. Главное окно программы.  
Fig. 2. The main window of the program.

В программе существует возможность записи результатов расчетов на внешний текстовый файл, а также сохранения значений весовых коэффициентов отдельных нейронов в базу данных SQLite.

3. Обучение сети

Для обучения сети были подготовлены тренировочные наборы данных, состоящие из 480 оцифрованных графических образов, некоторые образцы которых приведены на рис. 3. На данном рисунке образцы 1, 3 и 4 имеют характерные признаки термокарстовых полигональных образований, представленных также на рис.1. Остальные образцы на рис. 3 являются примерами ландшафтов из той же местности, не имеющих признаков деградации.

Графические образы для тренировочных и тестовых наборов сформированы на основе спутниковых данных Google и географически относятся к Чурапчинскому району Республики Саха (Якутия), где в настоящее время наблюдается активная деградация ландшафтов из-за интенсивных климатических изменений последних десятилетий. Обучающий набор состоял из предварительно обработанных и оцифрованных фотоснимков в цветовой палитре оттенков серого.

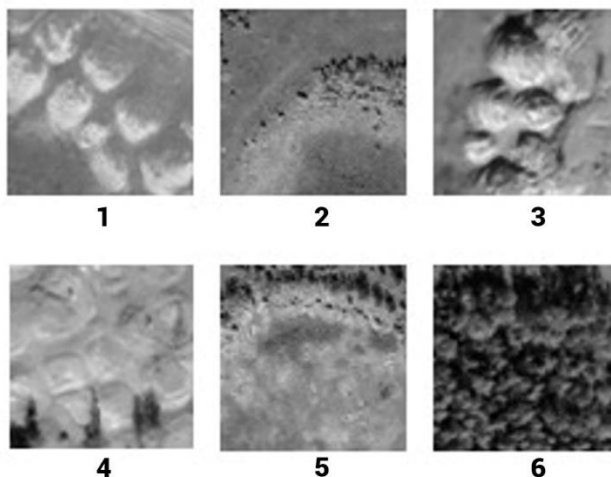


Рис. 3. Примеры графических образов из тренировочного набора данных.  
Fig. 3. Examples of graphical images from the training dataset.

#### 4. Результаты численного эксперимента

Суть численного эксперимента состояла, в том, чтобы обученную нейронную сеть испытывать на тестовом наборе данных, с целью выявления зависимости эффективности от различных начальных параметров. Тестовый набор данных, состоял из 120 случайных образов, содержащих термокарстовые объекты, так и не содержащих их. Критерием качества обучения сети служила эффективность, определенная как процент количества правильных ответов, относительно общего количества образов тестового набора. Изучение зависимости эффективности сети при идентификации данных тестового набора от скорости обучения показало, что максимальная эффективность наблюдается при скорости обучения в интервале значений 0.001-0.003, независимо от количества нейронов в скрытом слое. Зависимость эффективности сети от скорости обучения при различных количествах нейронов в скрытом слое приведена на рис. 4.

Получено, что количество эпох обучения безусловно оказывает влияние на эффективность сети, максимальные значения которой наблюдаются при количестве эпох в диапазоне 19-20, достигая значений 90-92 %. Дальнейшее увеличение количества эпох не приводит к повышению эффективности и далее происходит её постепенное снижение (рис. 5).

Исследование зависимости эффективности сети от количества нейронов в скрытом слое показало, что при скорости обучения 0.001 и количестве эпох 10 наибольшая эффективность наблюдается при количестве нейронов в диапазоне 3500-3750, достигая значения в 92%. Указанная зависимость представлена на рис. 6.

#### 5. Заключение

Как показал численный эксперимент, эффективность нейронной сети при идентификации тестовых термокарстовых объектов варьирует в пределах 88-92 %. Изучение зависимости эффективности идентификации от количества эпох показало, что наибольшая эффективность

достигается при количестве эпох обучения сети 19-25, далее происходит ухудшение результатов (рис. 5). Исследование зависимости эффективности от скорости обучения показало, что максимальная результативность сети достигается при значениях скорости обучения в пределах 0,002-0,003.

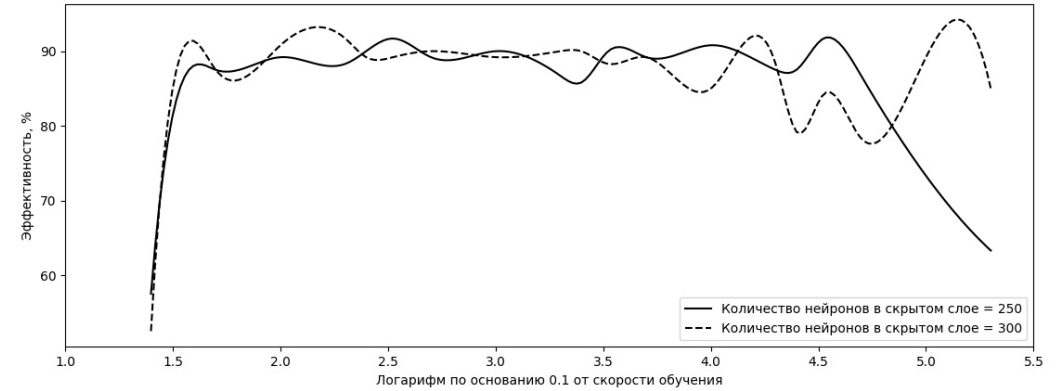


Рис. 4. Зависимость эффективности от скорости обучения.  
Fig. 4. Dependence of efficiency on learning speed.

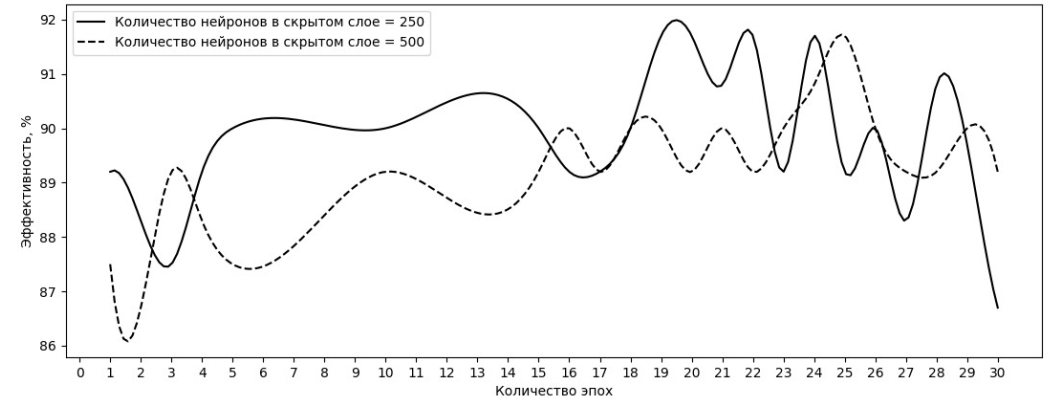


Рис. 5. Зависимость эффективности от количества эпох.  
Fig. 5. Dependence of efficiency on the number of epochs.

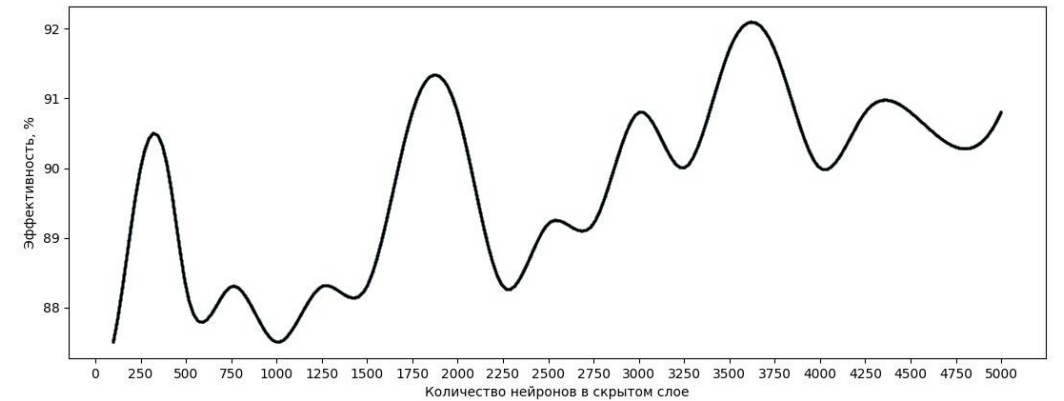


Рис. 6. Зависимость эффективности от количества нейронов в скрытом слое.  
Fig. 6. Dependence of efficiency on the number of neurons in the hidden layer.

По вопросу подбора оптимального количества нейронов в скрытом слое существует ряд рекомендаций. В частности, в работе [5], приводится следующая рекомендация по оптимальному количеству нейронов скрытого слоя:

$$N_h = \frac{2 \cdot N_i}{3} + N_o \quad (6)$$

где  $N_i$  – количество нейронов входного слоя;

$N_o$  – количество нейронов выходного слоя.

В нашем случае, согласно соотношению (6), наибольшая эффективность должна была наблюдаться при  $N_h = 3277$ , но по результатам проведенных нами исследований максимальная эффективность сети приходится на количество нейронов в скрытом слое в диапазоне значений 3500-3750.

В целом, результаты исследования показали перспективность рассмотренного метода идентификации графических образов термокарстовых объектов, основанного на технологии нейронных сетей для развития автоматизированных средств дистанционного мониторинга термокарстовых процессов.

## Список литературы / References

- [1]. Сальва А.М. Отслеживание участков термокарстовых проявлений по космическим снимкам (на примере трассы магистрального водовода в центральной Якутии)//Арктика и Антарктика. 2020. №2. с. 126-137.
- [2]. Konstantinov P., Zhelezniak M., Basharin N., Misailov I., Andreeva V.//Land (MDPI, Basel, Switzerland, 2020). №9 (12). p. 1-10.
- [3]. Н.И.Башарин, Л.С. Егорова, Н.Ф. Васильев, Н.А. Федоров, А.Н. Федоров // Вестник Северо-Восточного федерального университета. 2020. №3 (19), с. 36-44.
- [4]. Тарик Рашид. Создаем нейронную сеть. СПб. ООО «Альфа книга». 2017. 272 с.
- [5]. Heaton Jeff. Heaton Research. The Number of Hidden Layers (online). <https://www.heatonresearch.com/2017/06/01/hidden-layers.html>. 12/06/2024.

## Информация об авторах / Information about authors

Василий Васильевич ЖЕБСАИН – кандидат физико-математических наук, заведующий кафедрой «Радиофизика и электронные системы» Физико-технического института Северо-Восточного федерального университета им. М.К. Аммосова с 2015 года. Сфера научных интересов: технологии нейронных сетей, информационные технологии, разработка программного обеспечения, технологии баз данных, проблемы и вопросы дистанционного зондирования Земли.

Vasiliy Vasilievich ZHEBSAIN – Cand. Sci. (Phys.-Math.), Head of the Department of Radiophysics and Electronic Systems of the Institute of Physics and Technology of the North-Eastern Federal University since 2015. Research interests: neural network technologies, information technologies, software development, database technologies, problems and issues of remote sensing of the Earth.

Айаал Федорович ПОСЕЛЬСКИЙ является аспирантом кафедры «Радиофизика и электронные системы» Физико-технического института Северо-Восточного федерального университета им. М.К. Аммосова. Его научные интересы включают технологии нейронных сетей, информационные технологии, разработка программного обеспечения, анализ данных.

Ayal Fedorovich POSELSKY is a postgraduate student of the Department of Radiophysics and Electronic Systems of the Institute of Physics and Technology of the North-Eastern Federal University. His research interests include neural network technologies, information technology, software development, data analysis.

