УДК: 630*431.5:625.1:004.853

Барановский Николай Викторович, доцент, к.ф.-м.н., (ТПУ, г. Томск)
Малинин Алексей Олегович, аспирант, (ТПУ, г. Томск)
Nikolay V. Baranovsky, associate professor, Candidate of Physical and Mathematical Sciences (TPU, Tomsk)
Aleksey O. Malinin, postgraduate (TPU, Tomsk)

Оценка лесной пожарной опасности, обусловленной инфраструктурой железной дороги, с использованием искусственной нейронной сети

Assessment of the forest fire hazard caused by railway infrastructure using an artificial neural network

Аннотация: В работе рассматривается применение искусственной нейронной сети для прогнозирования лесной пожарной опасности с учетом метеорологических и географических данных, а также оцениваются точность модели и ограничения ее практического применения.

Abstract: The paper examines the use of an artificial neural network to predict the risk of forest fires, taking into account meteorological and geographical data, and also assesses the accuracy of the model and the limitations of its practical application.

Проблема лесных пожаров в современном мире остается актуальной. Прогнозирование характеристик лесного пожара позволит снизить социально-экономический эффект от лесных пожаров [1]. Применение нейронных сетей показывает свою эффективность в решении задач определение и прогнозирование очагов пожара, потенциального эффекта и площади возгорания [2-12].

В данной работы были использованы данные о пожарах за период с 2010 по 2020 в Заиграевском районе республики Бурятия. На основе данных из ИСДМ Рослесхоз были построены вектора данных включающие координаты пожаров, расстояния от значимых объектов (жд пути, грунтовые дороги, населенные пункты и т.д.), дата регистрации очага и погодные условия в регионе на дату регистрации очага. Всего были построены вектора по 1398 точкам.

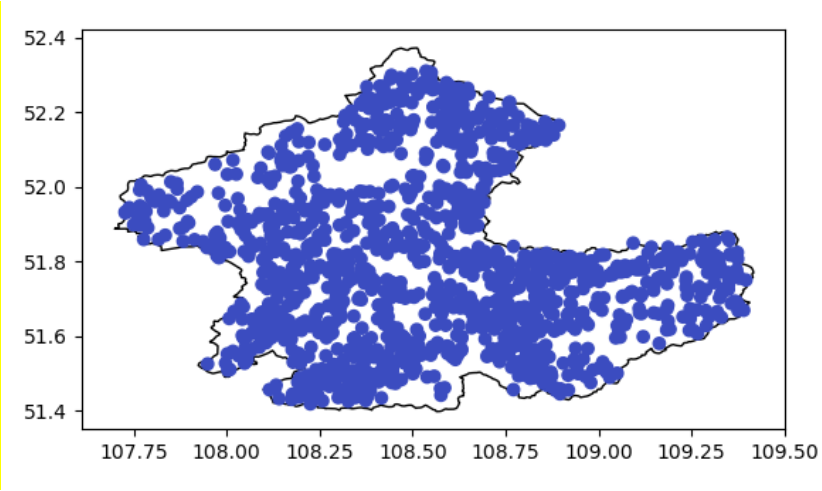

Рисунок 1. Очаги пожара на местности

В качестве точек с отрицательным показанием очага были сгенерированы 3 сетки с шагом 1, 2 и 5 км. В процессе обучения данные были разбиты наборы по 200 точек с распределением 75% на обучение 25% на валидацию.

Данные были нормализованы с помощью функции MinMax, на промежуточных слоях применялась функция активации ReLU, на выходном слое применялась сигмоидная функция.

В качестве архитектуры была выбрана нейронная сеть прямого распространения, в качестве платформы Keras на основе TensorFlow.

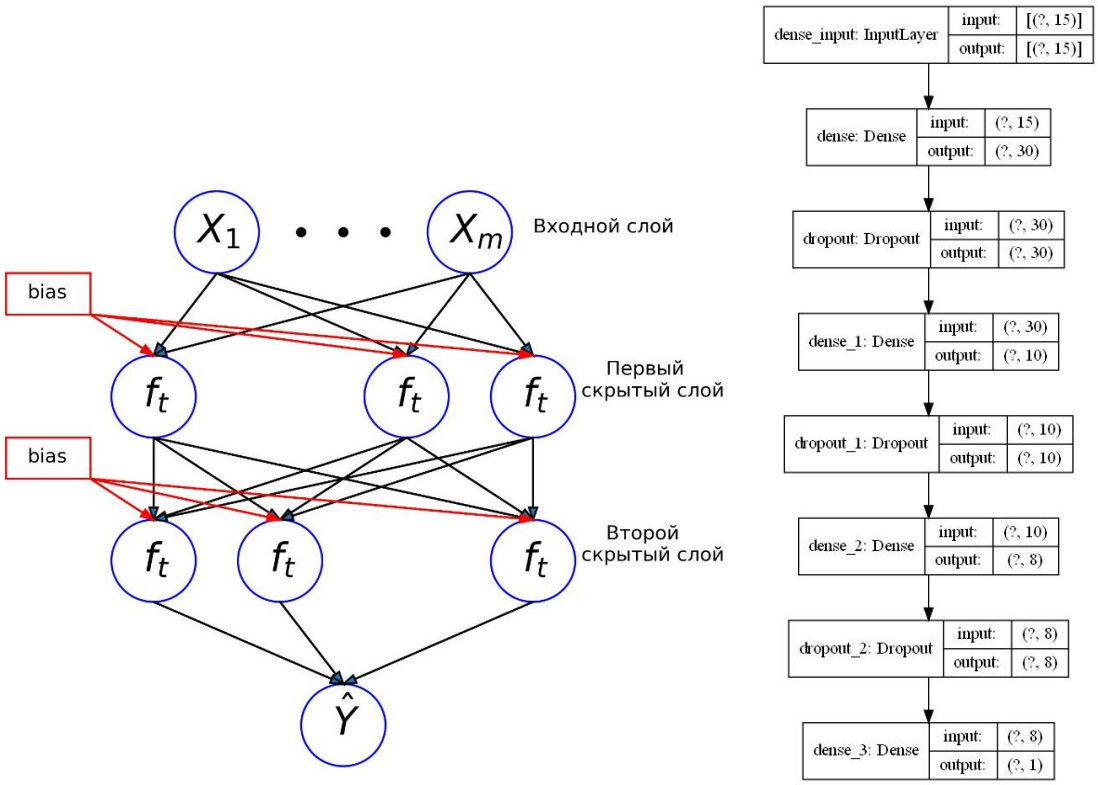

Рисунок 2. Схема нейронной сети для прогнозирования пожарной опасности региона с совместным учетом метеоданных и геоданных.

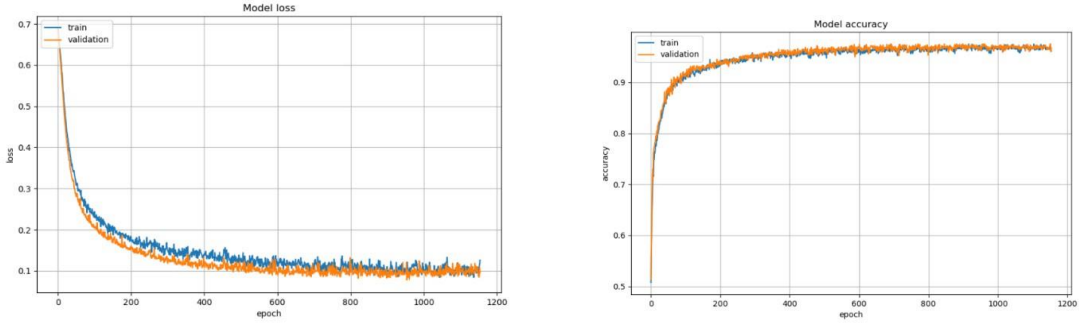

Рисунок 3. График ошибки и точности обучения

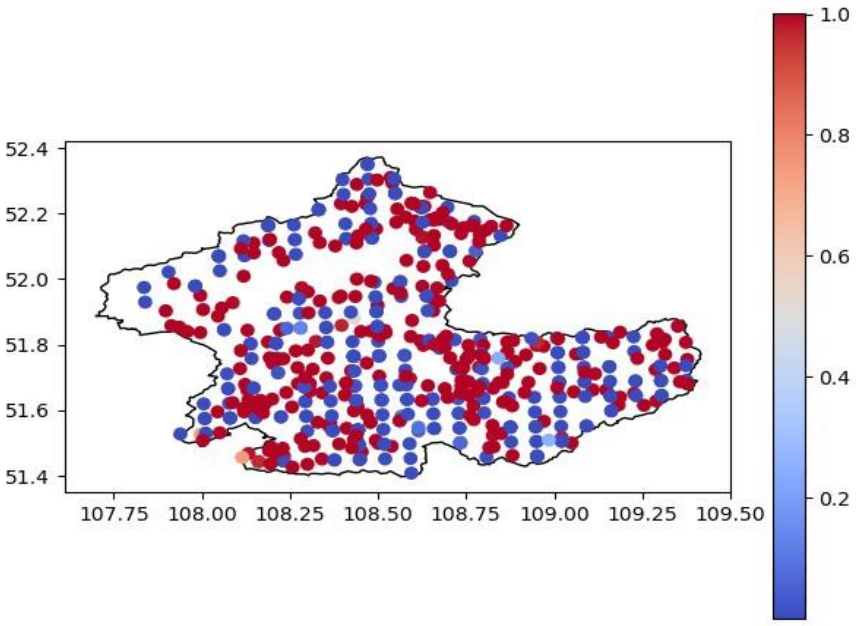

Рисунок 4. Результат прогнозирования на тестовой выборке.

Когда от нейронной сети требуется сделать прогноз по данным, которые не участвовали в обучении и тестировании получается следующая картина:

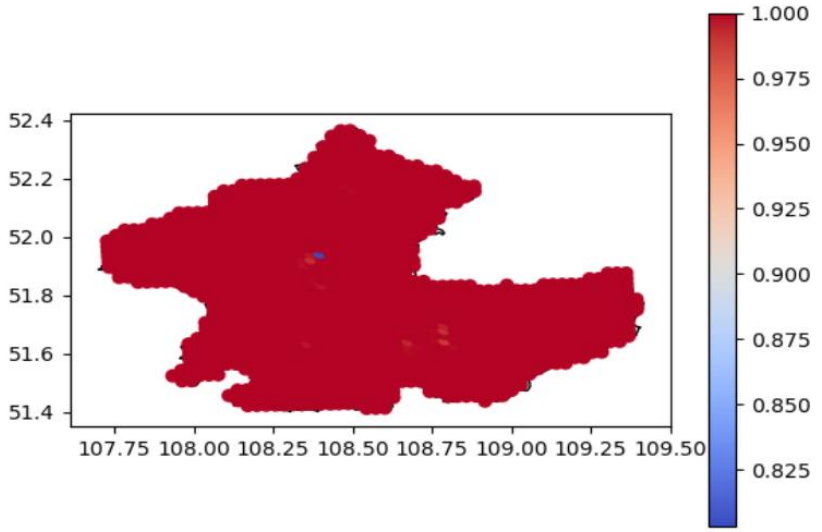

Рисунок 5. Карта очагов, полученная в результате прогнозирования на сетке точек с шагом 2 км.

Было сделано предположение, что модель переобучается на данных с метеостанции. Для подтверждения данной гипотезы модель была обучена на геоданных.

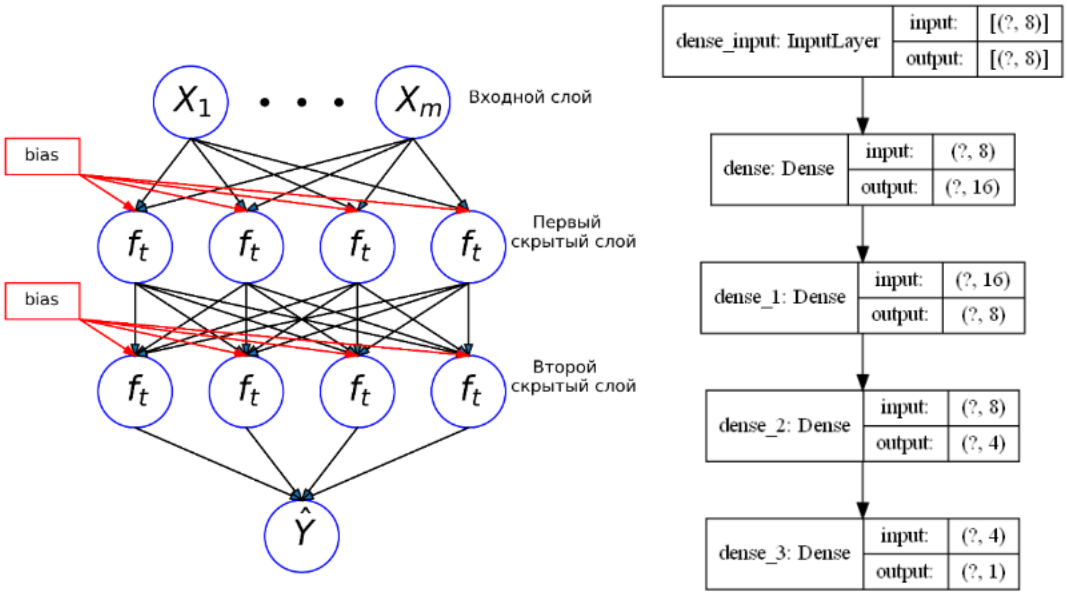

Рисунок 6. Схема нейронной сети для прогнозирования пожарной опасности региона с учетом геоданных.

В данной отсутствуют условия исключения нейронов из слоя, так как данная мера значительно понижает точность обучения и увеличивает ошибку. В результате тестирования такой сети не удалось получить прогноз

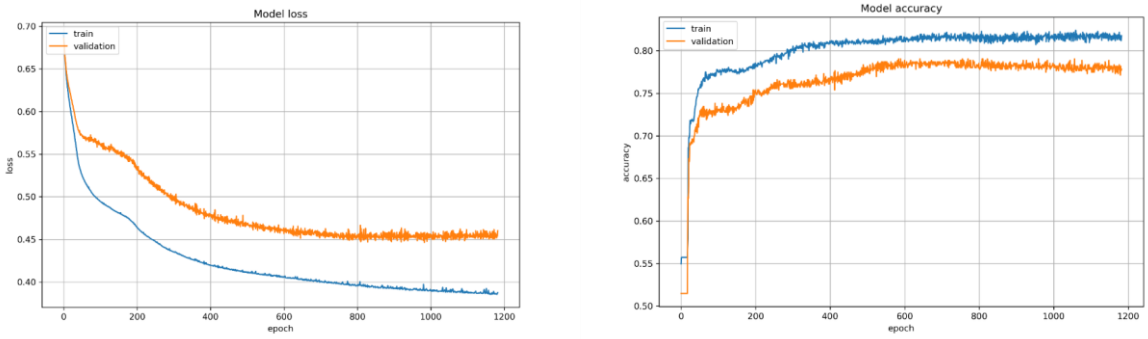

Рисунок 7. График ошибки и точности обучения

Для прогнозирования применялась поле точек с шагом 2 км по долготе и широте

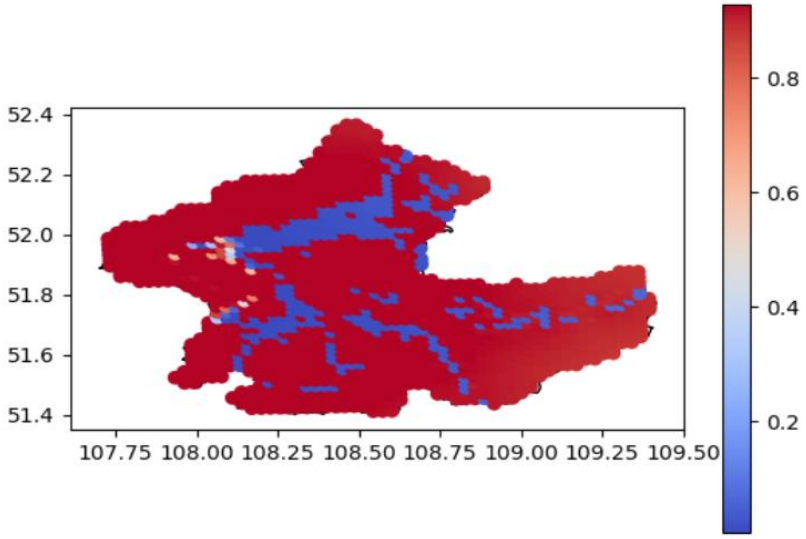

Рисунок 8. Карта очагов, полученная в результате прогнозирования на сетке точек с шагом 2 км.

Можно заметить сходство карты полученной в результате работы нейронной сети с исходной сводной картой очагов. Однако данная сеть построена на основе сетки координат с шагом 2км которая принимала участие в процессе обучения.

Так же были сделаны прогнозы на основе сеток с шагом 1 км и 5 км.

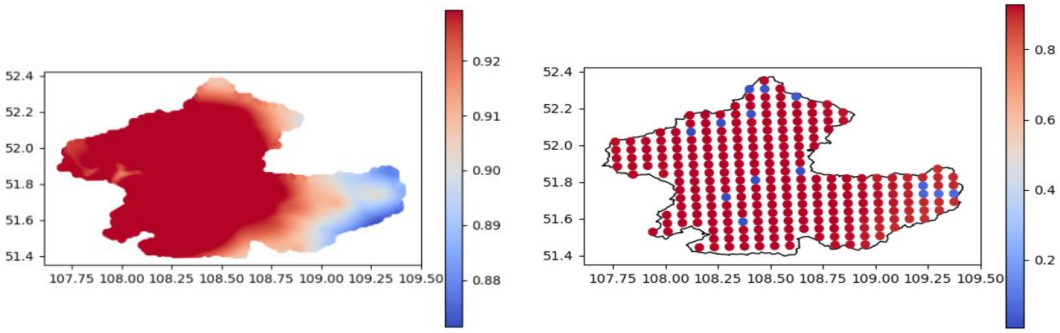

Рисунок 9. Карта очагов, полученная в результате прогнозирования на сетке точек с шагом 1 и 5 км

В данной работе была предпринята попытка применить нейросети и алгоритмы глубокого обучения для прогнозирования вероятности возникновения очага лесного пожара в Заиграевском районе.

В результате работы удалось добиться точности 97% на обучении и 95% на валидации при учете гео- и метеоданных. При попытке подать на вход но-

вые данные сеть не давала ожидаемого результата. Было выдвинуто предположение, что сеть переобучается на погодных данных. Причина такого переобучения может быть связанна с масштабом сетки по которой строились точки в которых очаг отсутствует, минимальное расстояние 1 км, а данные получены с одной метеостанции на весь регион. В таком случае невозможно отобразить локальные погодные условия в точке, хотя условия могут значительно отличаться даже на дистанции 1 км. При исключении погодных условий из модели точность снижается примерно на 15%, при этом значение ошибки вырастает до 38% при обучении и 45% на тестовой выборке. Данное значение ошибки является высоким, однако такая модель уже способна выдавать карты с распределением вероятных очагов лесного пожара. Результат получается совсем не точный, но фиксируется возможность прогнозирования с применением данной модели.

Список литературы

1. G. V. Kuznetsov и N. V. Baranovskiĭ, Prognoz vozniknovenia lesnykh pozharov i ikh ėkologicheskikh posledstviĭ. Novosibirsk: Izd-vo Sibirskogo otdeleniia Rossiĭskoĭ akademii nauk, 2009.

2. A. Y. Alanis, N. Arana-Daniel, и C. Lopez-Franco, Ред., Artificial neural networks for engineering applications. St. Louis, Missouri: Elsevier, 2019.

3. K. R. Singh, K. P. Neethu, K. Madhurekaa, A. Harita, и P. Mohan, «A Comparison of Different Methodologies for Predicting Forest Fires», в Cognitive Informatics and Soft Computing, т. 1317, P. K. Mallick, A. K. Bhoi, G. Marques, и V. Hugo C. de Albuquerque, Ред. Singapore: Springer Singapore, 2021, сс. 157–166. doi: 10.1007/978-981-16-1056-1_14.

4. G. N. Rao, P. J. Rao, и R. Duvvuru, «A Drone Remote Sensing for Virtual Reality Simulation System for Forest Fires: Semantic Neural Network Approach», IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng., т. 149, с. 012011, сен. 2016, doi: 10.1088/1757-899X/149/1/012011.

5. Y. Safi, A. Bouroumi, и A. Bouroumi, «A neural network approach for predicting forest fires», в 2011 International Conference on Multimedia Computing and Systems, Ouarzazate, Morocco, апр. 2011, сс. 1–5. doi: 10.1109/IC-MCS.2011.5945716.

6. S. Lall и B. Mathibela, «The application of artificial neural networks for wildfire risk prediction», в 2016 International Conference on Robotics and Automation for Humanitarian Applications (RAHA), Amritapuri, Kollam, Kerala, India, дек. 2016, сс. 1–6. doi: 10.1109/RAHA.2016.7931880.

7. Y. Li, Z. Feng, S. Chen, Z. Zhao, и F. Wang, «Application of the Artificial Neural Network and Support Vector Machines in Forest Fire Prediction in the

Guangxi Autonomous Region, China», Discrete Dyn. Nat. Soc., т. 2020, сс. 1–14, апр. 2020, doi: 10.1155/2020/5612650.

8. T. S. Stankevich, «Development of an Intelligent System for Predicting the Forest Fire Development Based on Convolutional Neural Networks», в Advances in Artificial Systems for Medicine and Education III, т. 1126, Z. Hu, S. Petoukhov, и M. He, Ред. Cham: Springer International Publishing, 2020, сс. 3–12. doi: 10.1007/978-3-030-39162-1_1.

9. V. Khryashchev, V. Pavlov, A. Ostrovskaya, и R. Larionov, «Forest Areas Segmentation on Aerial Images by Deep Learning», в 2019 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS), Batumi, Georgia, сен. 2019, сс. 1–5. doi: 10.1109/EWDTS.2019.8884406.

10. R. Ghali, M. A. Akhloufi, M. Jmal, W. S. Mseddi, и R. Attia, «Forest Fires Segmentation using Deep Convolutional Neural Networks», в 2021 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), Melbourne, Australia, окт. 2021, сс. 2109–2114. doi: 10.1109/SMC52423.2021.9658905.

11. Y. Luo и др., «Forest fire detection using spiking neural networks», в Proceedings of the 15th ACM International Conference on Computing Frontiers, Ischia Italy, май 2018, сс. 371–375. doi: 10.1145/3203217.3203231.

12. O. Satir, S. Berberoglu, и C. Donmez, «Mapping regional forest fire probability using artificial neural network model in a Mediterranean forest ecosystem», Geomat. Nat. Hazards Risk, т. 7, вып. 5, сс. 1645–1658, сен. 2016, doi: 10.1080/19475705.2015.1084541.