

Possibilities of assessing the state of Lake Baikal surface water using Google Earth Engine

Original Article

LIMNOLOGY
FRESHWATER
BIOLOGY

Boldanova E.V.*

Baikal State University, Lenin Street, 11, Irkutsk, 664003, Russia

ABSTRACT. The use of remote sensing (RS) data is associated with many difficulties that lead to high labor and computer resource costs. The use of cloud computing greatly simplifies this work. The aim of this study was to demonstrate the possibilities of Google Earth Engine (GEE) for assessing the state of Lake Baikal surface water. An overview of the datasets on the GEE platform was made. The available data processing algorithms were reviewed. It was noted that, in addition to standard methods of stationary processing of satellite images, the GEE platform offers quite complex machine learning methods. For example, Random Forest method significantly improves the accuracy of the results. In addition, the possibilities of constructing a composite from Sentinel-2, Landsat-8, MODIS satellite images, calculating spectral indices to determine the boundaries of water bodies, estimating surface temperature, chlorophyll-a concentration, Secchi disk transparency in selected areas of the water body are shown. It is necessary to control the accuracy of the data and compare it with field research data. The results of RS data processing can be used as additional material during monitoring the state of water bodies. Processing is carried out in the cloud using the JavaScript programming language. It is possible to create applications for interactive use. It is advisable to use GEE possibilities for operational monitoring and analysis of changes in water bodies based on large data sets available on the platform.

Keywords: Google Earth Engine, Landsat, Sentinel, MODIS, JavaScript, Baikal, surface water

For citation: Boldanova E.V. Possibilities of assessing the state of Lake Baikal surface water using Google Earth Engine // Limnology and Freshwater Biology. 2025. - № 4. - P. 946-959. DOI: 10.31951/2658-3518-2025-A-4-946

1. Introduction

Processing remote sensing (RS) data to assess the state of water bodies is a rather laborious and resource-intensive process. The use of cloud computing on the Google Earth Engine (GEE) platform will significantly facilitate this work (Velasategui-Montoya et al., 2023; Wang et al., 2018). This platform was launched back in 2010 (Zhao et al., 2021), five years after the appearance of Google Earth (GE). Unlike GE, the main purpose of GEE is not visualization, but the processing of large remote sensing (RS) data sets, time series analysis, modeling and forecasting. For a long time, the use of GEE was limited, but by 2020, hundreds of publications appeared with the results of research conducted using GEE (Zhao et al., 2021). The GEE platform is an interdisciplinary tool that allows solving problems in various fields, including land and water resource management. Representatives from the United States, China, India and the United Kingdom have made significant contributions to the

development of GEE (Sharnagat et al., 2025; Zhao et al., 2021). Various regions are covered, but Africa, Central Asia and Eastern Europe are underrepresented (Sharnagat et al., 2025). For the Lake Baikal region, the use of GEE possibilities is important in the context of water resource management (Verkhovina et al., 2022, Sukhodolov et al., 2020a; 2020b). Despite the interdisciplinary nature of GEE, the geospatial data available on the platform may not have global coverage and the processing algorithms may not be universal. Therefore, when seeking solutions to various problems related to the processing of remote sensing data, it is necessary to take this limitation into account. Another limitation may be the lack of verification of the accuracy of the data obtained, which becomes a certain difficulty with the appearance of an increasing number of ready-made data sets in GEE. The platform provides access to satellite images, such as Landsat, Sentinel, MODIS, as well as ready-made datasets (Velasategui-Montoya et al., 2023). The result can be interactive visualization, calculations and numerical values, diagram construction and object

*Corresponding author.

E-mail address: boldanova@mail.ru (E.V. Boldanova)

Received: August 01, 2025; **Accepted:** August 18, 2025;

Available online: August 31, 2025

© Author(s) 2025. This work is distributed under the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.



classification based on standard technologies or using machine learning (Mayer et al., 2021). It is possible to create applications to access research results. To work on the GEE platform, you need a Google account, some knowledge of JavaScript programming (Gandhi, 2023) and Internet access. The Code Editor Earth Engine is the foundation of GEE. Currently, the GEE environment offers the ability to develop applications. Applications are implemented through a browser, so users do not need to have programming skills. Within the applications users can form specific queries and visualize the results.

2. Materials and Methods

The most commonly used multi-temporal datasets in GEE are Landsat-5, 7, 8 and 9 (Jin et al., 2023; Nguyen et al., 2019; Sharnagat et al., 2025; Sreekanth et al., 2021; Wang et al., 2018; Wang et al., 2019; Yue et al., 2023). These are medium spatial resolution (30 m) images with global coverage and 8-day repeatability (after the launch of Landsat-9). Less commonly used are MODIS images, which have lower spatial resolution (250-1000 m), but daily global coverage of the Earth. Another popular dataset is Sentinel-2 with spatial resolution up to 10 m (Chen and Zhao, 2022; Kwong et al., 2022).

In addition to satellite image sets there are sets of pre-processed data, such as JRC Global Surface Water Mapping (JRC GSWM) (Pekel et al., 2016). Based on Landsat images from 1984 to 2021 pixels were classified as "land/non-land" and the frequency of water presence and other parameters were determined. There are also derivative datasets based on JRC GSWM with monthly and annual average data. Some datasets may be of interest for analyzing water bodies in Russia, for example, the CHIRPS (InfraRed Precipitation with Station data) system Climate Hazards Center (Funk et al., 2015) with data on precipitation distribution from 1981 to the present. But this data covers the Earth's territory from 50 degrees south latitude to 50 degrees north latitude. Practically all of Russia does not fall within this zone.

The GEE platform allows you to implement various algorithms in addition to accessing datasets. All methods of assessing water resources are divided into determining quantitative characteristics (delineating the boundaries of water bodies, assessing their area and volume) and qualitative parameters (chlorophyll-a concentration, turbidity, temperature, color). (Hasan et al., 2024). The spectral indices NDWI, MNDWI, and AWEI for determining the boundaries of water bodies can be calculated in GEE (Sreekanth et al., 2021; Nguyen et al., 2019; Wang et al., 2018; Kwong et al., 2022). In addition to these standard calculations, GEE has machine learning algorithms. The most popular method is Random Forest, which provides more accurate results according to many researchers (Gandhi, 2023; Sharnagat et al., 2025; Sreekanth et al., 2021; Wang et al., 2018; Yue et al., 2023).

Analysis of spatio-temporal changes can be performed using an index-pixel algorithm, which allows

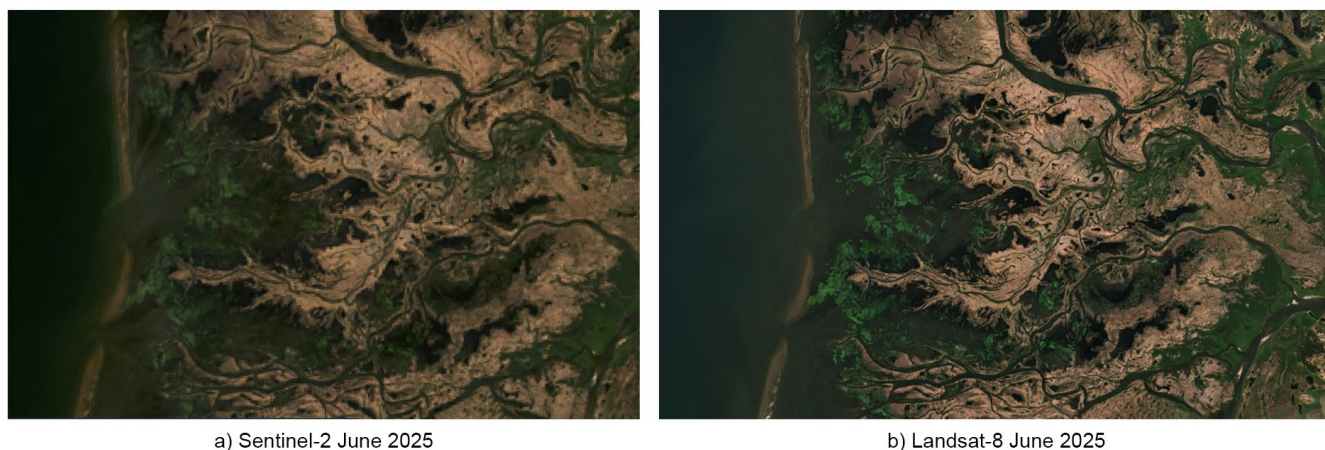
assessing the transformations of water bodies over significant periods of time (Wang et al., 2019).

To organize operational monitoring of water bodies, training samples based on data obtained in the field are used. It is necessary to use various sources and take into account seasonality (Yue et al., 2023). This allows for greater accuracy of results compared to using only spectral indices or ready-made datasets. In situ data should be within one day of satellite imagery. It is necessary to determine the buffer size for the sampling point, ideally four pixels. The data obtained from satellite imagery may contain noise (artifacts, shadows, haze, glare), so it is recommended to evaluate the noise and exclude it from the sample. This can be based on the Tukey's method (Kwong et al., 2022) or on clustering. In addition to training samples, test samples must be selected to obtain accurate prediction results.

Imaging from space is carried out under various atmospheric and lighting conditions, so the use of spectral channel values directly is undesirable; data normalization is necessary. Either two-channel or three-channel normalization is usually used for this purpose (Kwong et al., 2022). The correlation of spectral channel values with the studied water parameters is assessed before this. Usually, the optical characteristics of water bodies are assessed, which is generally accepted and widely applicable. However, attempts are being made to identify relationships between the spectral channel values of images and, for example, the concentration of dissolved oxygen, silica, etc. It is possible that the good results obtained regarding the strength of their relationship were explained by the combined influence of several factors, both those with optical characteristics and those without. The values of chlorophyll-a (Chl-a), suspended solids (SS), and turbidity (NTU) or transparency (Hasan et al., 2024; Jin et al., 2023; Kwong et al., 2022). Despite the recognized reliability of these water parameters, a permissible error for estimation is determined. The most vulnerable indicator is chlorophyll-a concentration, for which the error threshold is set at 35% for the open ocean (Kwong et al., 2022).

It is possible to include not only spectral channel values in the dataset, but also spectral indices, as well as digital elevation model (DEM) and terrain model (TM) data to improve the accuracy of classification and forecasting in GEE. DTM data consists of the "first derivatives" of elevation values: slopes and aspect. DEM can change significantly as a result of natural phenomena (floods, tsunamis, landslides, mudslides) and Sentinel-1 survey data, which is also available in GEE, is used to track them (Chen and Zhao, 2022). The feasibility of including additional data is assessed by the change in the overall classification accuracy, the kappa coefficient. It is important not to overload the model, which can lead to overfitting.

The Selenga River delta with the adjacent lake area was selected for Lake Baikal to demonstrate the possibility of assessing the state of surface waters. It is possible to construct an image in GEE using satellite images based on a composite of several images, which is very important in cases of heavy cloud cover in the region. An example of visualization using Landsat-8 and Sentinel-2 images is shown in Fig. 1.



a) Sentinel-2 June 2025

b) Landsat-8 June 2025

Fig.1. Example of visualization using Sentinel-2 (a) and Landsat-8 (b) images.

The example shows roughly similar results (no haze or cloud cover), but the composite based on Sentinel-2 images has a higher spatial resolution.

An example of calculating the spectral index to determine the boundaries of water bodies is shown in Fig. 2. The results can be converted to vector format and exported.

Accuracy assessment is important when determining the boundaries of water bodies. The error matrix for calculating the accuracy coefficient is based on a comparison of the calculated data with the reference area. The overall accuracy was about 80% and the kappa coefficient was 0.6 for our example. The GEE platform has a built-in algorithm for determining error-Matrix and accuracy.

3. Results and Discussion

Sentinel-2 images have an average spatial resolution of 10 m and can be used to analyze both the entire lake area and its individual sections. We can cite the calculation of chlorophyll-a concentration and Secchi disk transparency surface water based on models from the study (Boldanova, 2022) as an example (Figs. 3 and 4).

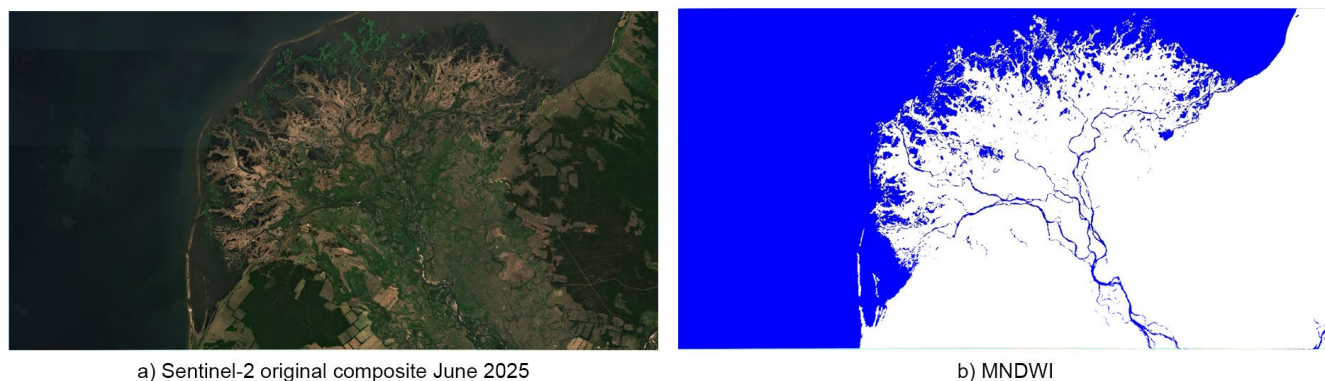
Modern cloud services provide an excellent opportunity to analyze the state of water bodies using satellite images with global coverage, as well as ready-made data sets. In this study, various datasets were

used to analyze the dynamics of the shoreline of the sandbar separating Posolsky Sor Bay from Lake Baikal using Google Earth Engine (GEE) and JavaScript programming.

The sandbar separating Posolsky Sor Bay is located in the southern part of the lake and consists of two parts, northern and southern. The height of the bar is small, and the coastline is subject to constant change due to seasonal fluctuations in the water level in Lake Baikal, storms, and currents. Of interest is the change in the area of the bar and the direction of the changes.

We have at our disposal a set of processed Landsat 5, 7, and 8 images for the period 1984–2021. JRC Yearly Water Classification History (Pekel et al., 2016), where each pixel was assessed as water/non-water based on an expert system and a monthly history was created. The area of interest and fluctuations in the area of the bar are shown in Fig. 5.

Obviously, data from 1991 to 1998 should be considered selectively as there were insufficient images for this period. The area of the bar strongly depends on the water level in the lake. The maximum area was reached in 2015 during the low-water period. The minimum area of the bar was observed in 2019–2021 during a period of high water content. The JRC Monthly Water History dataset allows for a comparison of the configuration of the coastline in individual months. Periods of low water content by year and season and periods of maximum water content were selected (Fig. 6).



a) Sentinel-2 original composite June 2025

b) MNDWI

Fig.2. Example of calculating a spectral index to determine the boundaries of water bodies based on a composite (a) using the MNDWI spectral index (b).

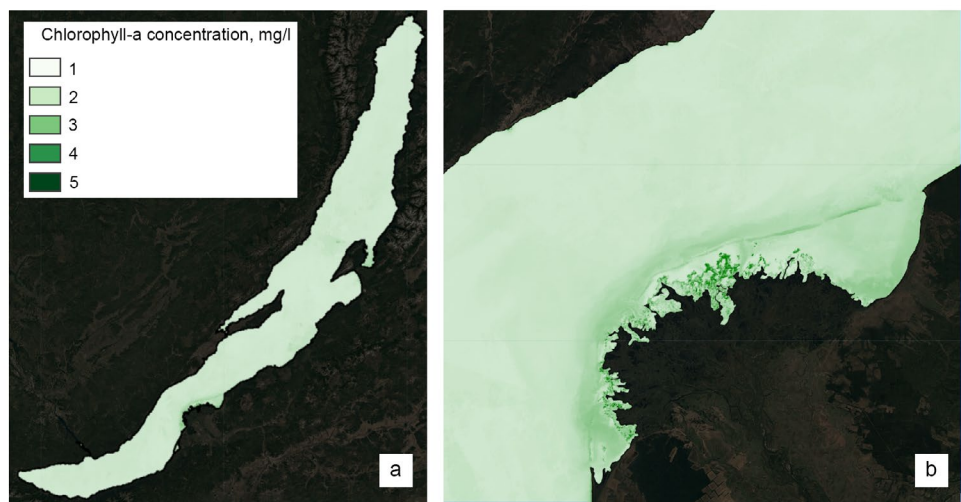


Fig.3. Example of calculating chlorophyll-a concentration for Lake Baikal (a) and a separate section (b).

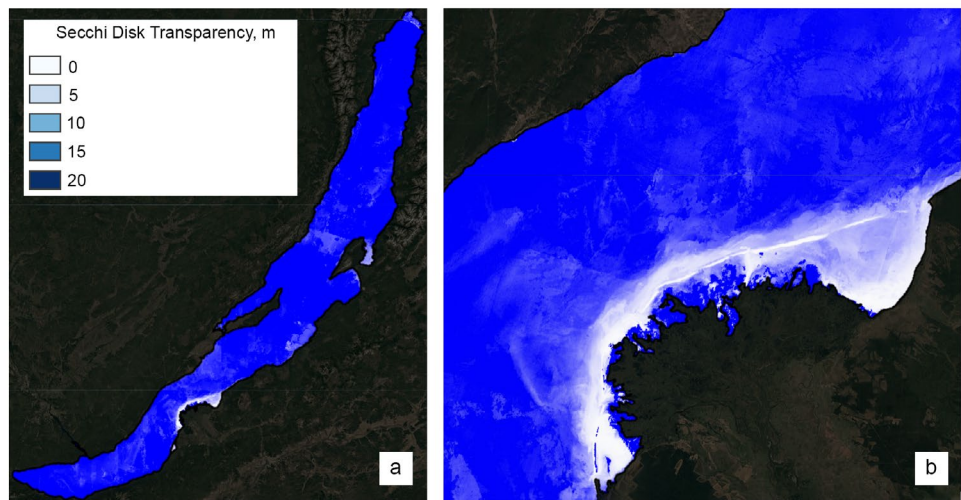


Fig.4. Example of calculating Secchi disk transparency surface water for Lake Baikal (a) and a separate section (b).

The JRC Global Surface Water Mapping dataset allows the frequency of water presence to be estimated as a percentage. It is possible to visualize the stable areas of the territory (Fig. 7a) and the maximum possible area of the bar (Fig. 7b) based on this dataset.

Landsat images can be used to estimate surface temperature, as shown in Figure 8 (selected areas of open water on Lake Baikal, the Selenga River delta and

Cherkalovsky Sor Bay). Errors in temperature estimation can occur when clouds or shadows from clouds fall within the area of interest so it is recommended to mask them. Clouds usually lead to an underestimation of surface temperature, and negative temperatures may appear in summer images. Shadows are also thought to distort actual surface temperature values (Cook et al., 2014).

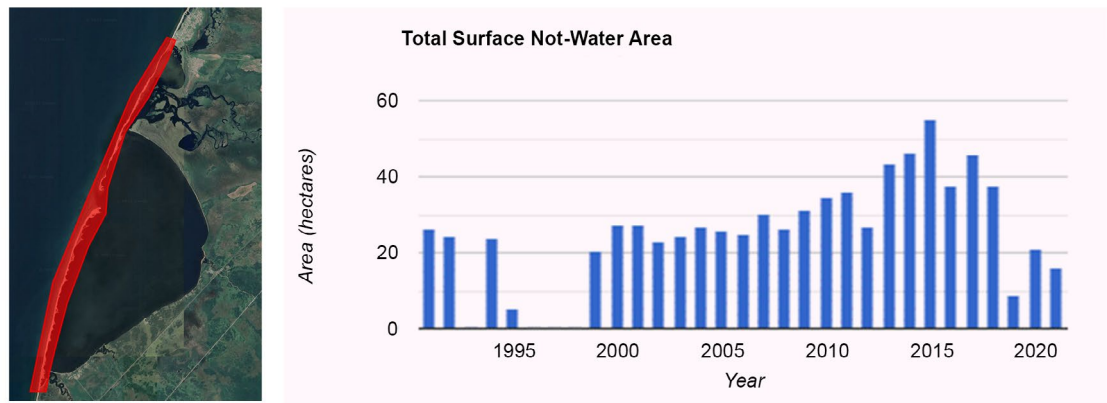


Fig.5. Area of interest and fluctuations in the area of the sand bar separating the Posolsky Sor Bay from the waters of Lake Baikal.

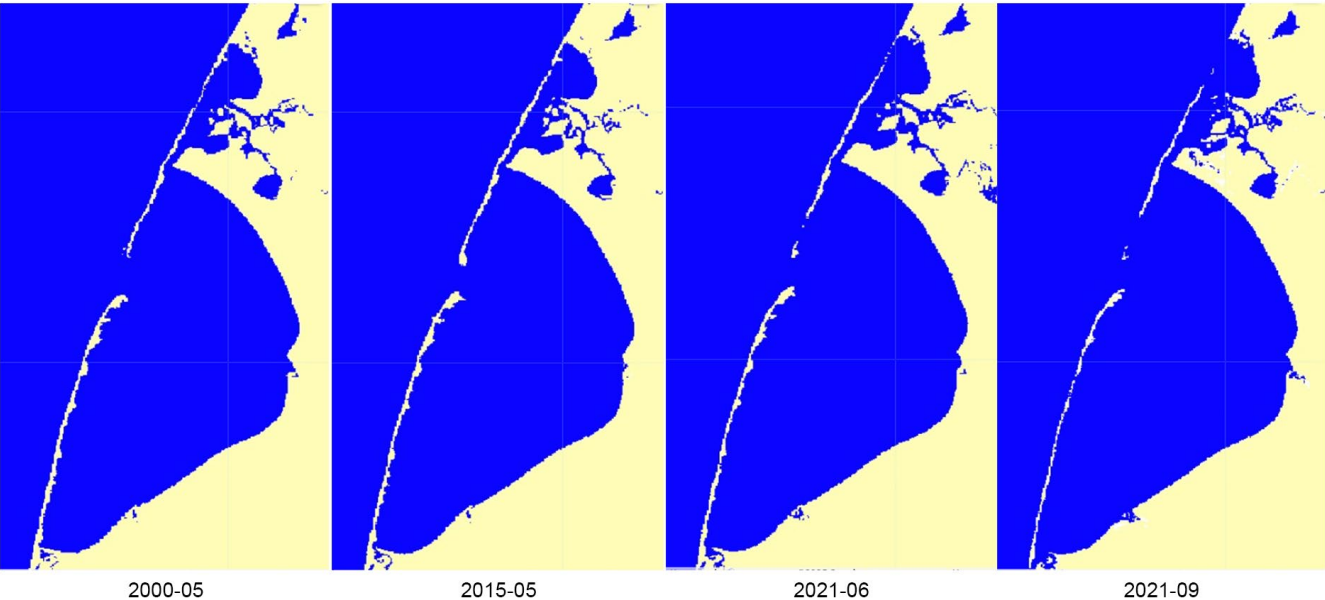


Fig.6. Comparison of the sand bar shoreline configuration by seasons.

It is evident that the surface temperature in open Lake Baikal is lower than in the bay and delta. The discrepancy between the actual surface temperature values and the data from spectral channel B10 does not exceed one degree according to our estimates (Fig. 9).

The disadvantage of Landsat images is their low repeatability with images taken once every 16 days. This makes it difficult to use this dataset to assess phenomena with shorter cycles. Therefore, other satellite monitoring systems can be considered for surface temperature analysis. In particular, the Terra and Aqua satellites with the MODIS spectroradiometric sensor allow daily surface temperature data to be obtained (Wan et al., 2021). However, due to the large coverage area, the images have a low spatial resolution of 1000 m. There are composites made from images taken over 8 days excluding cloud cover. Using the example of images from 2022, it is possible to observe temperature dynamics with the possible detection of upwellings (Fig. 10). Upwellings in Lake Baikal are described in Troitskaya et al., 2023.

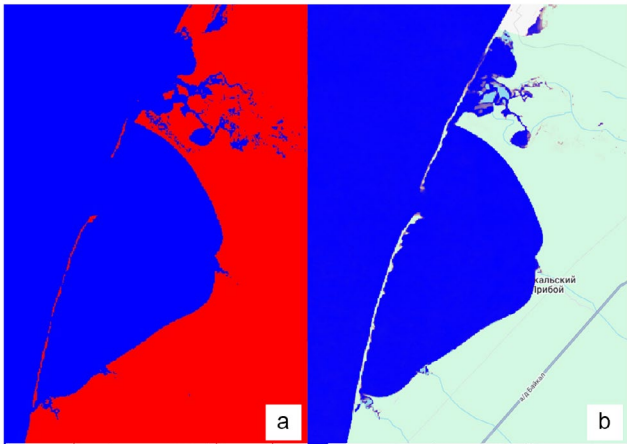
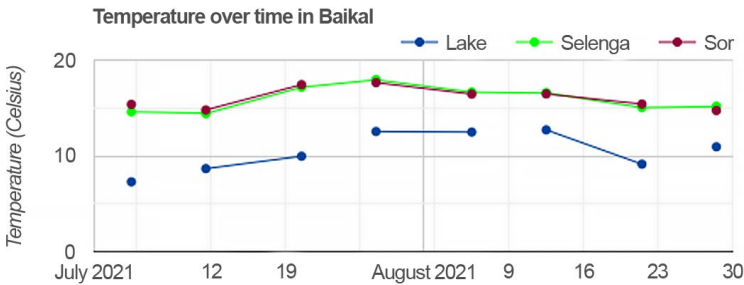


Fig.7. Stable areas of the territory (a) and the maximum possible area (b) of the sandbar separating the Posolsky Sor Bay from the waters of Lake Baikal.



a) Location of open water areas (blue, Lake), Selenga River delta (green, Selenga) and Cherkalovskiy Sor Bay (brown, Sor)



b) Dynamics of surface temperature in selected areas in July-August 2021

Fig.8. Example of surface temperature estimation for three selected areas: a) location of selected areas; b) surface water temperature dynamics by area.

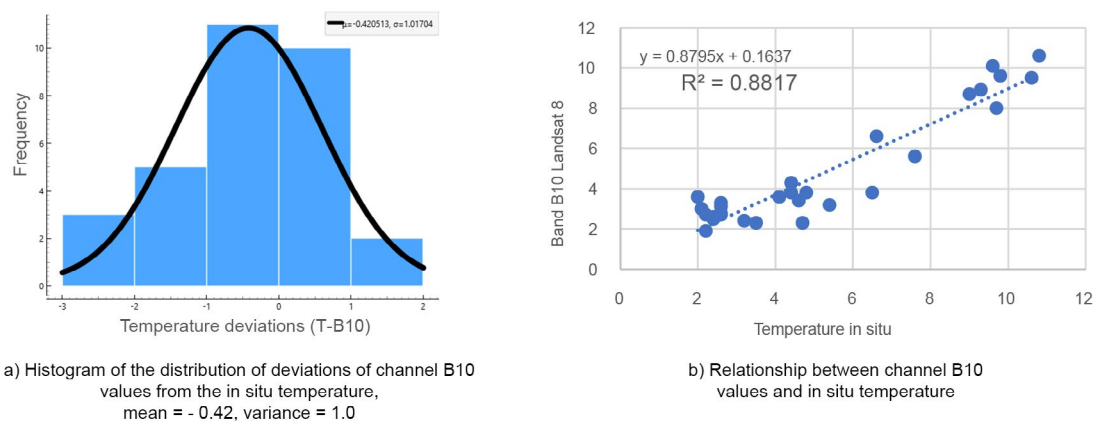


Fig.9. Assessment of discrepancies between actual in situ temperature values and Landsat 8 B10 channel values (T-B10).

The basis for composite images is the results of imaging over 8 days after cloud removal and averaging of each bit value. Of course, not all haze is removed. There are many procedures for cloud removal, but none are perfect.

In the future, for a more complete analysis with the identification of uplifts, it may be necessary to construct composite images more frequently with a sliding smoothing period when constructing composites.

4. Conclusions

The GEE platform provides opportunities for preliminary assessment before conducting field studies: constructing a composite image from the latest images with cloud and shadow exclusion, extracting water body boundaries, and assessing the adjacent terrain. After receiving field observation data, as well as using continuous measurement data, it is possible to build empirical models not only based on regression analysis, but also on machine learning, in particular Random Forest, whose algorithm is available for use on the GEE platform. The resulting models can be used for operational monitoring across the entire Lake Baikal water area.

References

Boldanova E.V. 2022. Assessment of the trophic state of Lake Baikal using remote sensing. *Geograficheskij vestnik [Geographical Bulletin]* 2(61): 73-89. DOI: [10.17072/2079-7877-2022-2-73-89](https://doi.org/10.17072/2079-7877-2022-2-73-89) (in Russian)

Chen Z., Zhao S. 2022. Automatic monitoring of surface water dynamics using Sentinel-1 and Sentinel-2 data with Google Earth Engine. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 113: 103010. DOI: [10.1016/j.jag.2022.103010](https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.103010)

Cook M. et al. 2014. Development of an operational calibration methodology for the Landsat thermal data archive and initial testing of the atmospheric compensation component of a Land Surface Temperature (LST) Product from the archive. *Remote Sensing* 6(11): 11244-11266. DOI: [10.3390/rs6111244](https://doi.org/10.3390/rs6111244)

Funk C. et al. 2015. The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific data* 2(1): 1-21. DOI: [10.1038/sdata.2015.66](https://doi.org/10.1038/sdata.2015.66)

Gandhi U. 2023. JavaScript and the Earth engine API. In: Cardille J.A., Crowley M.A., Saah D., Clinton N.E. (eds), *Cloud-based remote sensing with Google Earth Engine: Fundamentals and applications*. Springer, Cham, pp. 3-18. DOI: [10.1007/978-3-031-26588-4_1](https://doi.org/10.1007/978-3-031-26588-4_1)

Hasan R. et al. 2024. A state-of-the-art review on the quantitative and qualitative assessment of water resources using Google Earth Engine. *Environmental Monitoring and Assessment* 196(12): 1266. DOI: [10.1007/s10661-024-13315-5](https://doi.org/10.1007/s10661-024-13315-5)

Jin H., Fang S., Chen C. 2023. Mapping of the spatial scope and water quality of surface water based on the Google Earth Engine cloud platform and Landsat time series. *Remote Sensing* 15(20): 4986. DOI: [10.3390/rs15204986](https://doi.org/10.3390/rs15204986)

Kwong I.H.Y., Wong F.K.K., Fung T. 2022. Automatic mapping and monitoring of marine water quality parameters in Hong Kong using Sentinel-2 image time-series and Google Earth Engine cloud computing. *Frontiers in Marine Science* 9: 871470. DOI: [10.3389/fmars.2022.871470](https://doi.org/10.3389/fmars.2022.871470)

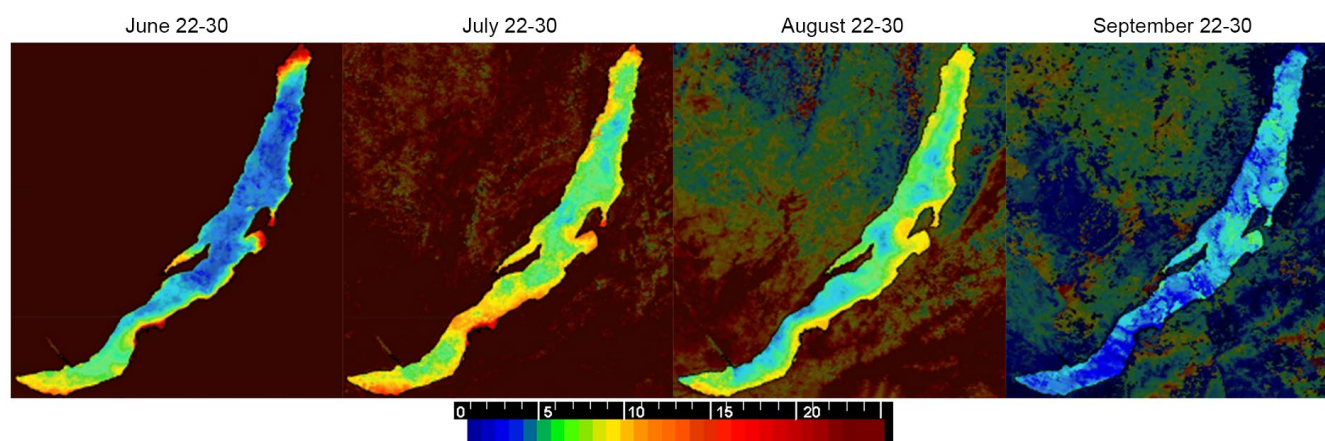


Fig.10. Dynamics of surface temperature changes in Lake Baikal in 2022.

Mayer T. et al. 2021. Deep learning approach for Sentinel-1 surface water mapping leveraging Google Earth Engine. *ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 2: 100005. DOI: [10.1016/j.ophoto.2021.100005](https://doi.org/10.1016/j.ophoto.2021.100005)

Nguyen U.N.T., Pham L.T.H., Dang T.D. 2019. An automatic water detection approach using Landsat 8 OLI and Google Earth Engine cloud computing to map lakes and reservoirs in New Zealand. *Environmental monitoring and assessment* 191(4): 235. DOI: [10.1007/s10661-019-7355-x](https://doi.org/10.1007/s10661-019-7355-x)

Pekel J.F. et al. 2016. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature* 540(7633): 418-422. DOI: [10.1038/nature20584](https://doi.org/10.1038/nature20584)

Sharnagat N. et al. 2025. State-of-the-Art Status of Google Earth Engine (GEE) Application in Land and Water Resource Management: A Scientometric Analysis. *Journal of Geovisualization and Spatial Analysis* 9(1): 16. DOI: [10.1007/s41651-025-00218-3](https://doi.org/10.1007/s41651-025-00218-3)

Sreekanth P.D. et al. 2021. Mapping surface-water area using time series Landsat imagery on Google Earth Engine. *Current Science* 120(9): 1491-1499.

Sukhodolov A.P., Fedotov A.P., Anoshko P.N. et al. 2020. Mathematical modeling in the study of a complex of determinants of illegal fishing of aquatic bioresources (omul) in Lake Baikal. *Vserossijskij kriminologicheskij zhurnal [All-Russian Criminological Journal]* 14(1): 76-86. DOI: [10.17150/2500-4255.2020.14\(1\).76-86](https://doi.org/10.17150/2500-4255.2020.14(1).76-86) (in Russian)

Sukhodolov A.P., Fedotov A.P., Makarov M.M. et al. 2020. Prospects for fishery use of the Malomorsky fishing area: economic assessment and justification. *Izvestiya Bajkal'skogo gosudarstvennogo universiteta [Bulletin of the Baikal State University]* 30(2): 233-244. DOI: [10.17150/2500-2759.2020.30\(2\).233-244](https://doi.org/10.17150/2500-2759.2020.30(2).233-244) (in Russian)

Troitskaya E.S., Shimaraev M.N., Aslamov I.A. 2023. The impact of climate change on the occurrence and characteristics of coastal upwelling in Listvennichny Bay (Southern Baikal) from 1941 to 2023. *Limnology and Freshwater Biology* 6: 261-274. DOI: [10.31951/2658-3518-2023-A-6-261](https://doi.org/10.31951/2658-3518-2023-A-6-261)

Velastegui-Montoya A. et al. 2023. Google Earth Engine: a global analysis and future trends. *Remote Sensing* 15(14): 3675. DOI: [10.3390/rs15143675](https://doi.org/10.3390/rs15143675)

Verkhovzina V.A., Belykh O.A., Verkhovzina E.V. 2022. Changes in the bacterial community in the littoral zone of the ecosystem of the southern part of Lake Baikal under the influence of anthropogenic load. *Izvestiya Bajkal'skogo gosudarstvennogo universiteta [Bulletin of the Baikal State University]* 32(2): 397-406. DOI: [10.17150/2500-2759.2022.32\(2\)397-406](https://doi.org/10.17150/2500-2759.2022.32(2)397-406) (in Russian)

Wan Z., Hook S., Hulley G. 2021. MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity 8-Day L3 Global 1km SIN Grid V061 [Data set]. NASA Land Processes Distributed Active Archive Center. DOI: [10.5067/MODIS/MOD11A2.061](https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD11A2.061)

Wang C. et al. 2018. Long-term surface water dynamics analysis based on Landsat imagery and the Google Earth Engine platform: A case study in the middle Yangtze River Basin. *Remote Sensing* 10(10): 1635. DOI: [10.3390/rs10101635](https://doi.org/10.3390/rs10101635)

Wang Y. et al. 2019. Long-term dynamic of Poyang Lake surface water: A mapping work based on the Google Earth Engine cloud platform. *Remote Sensing* 11(3): 313. DOI: [10.3390/rs11030313](https://doi.org/10.3390/rs11030313)

Yue L. et al. 2023. A fully automatic and high-accuracy surface water mapping framework on Google Earth Engine using Landsat time-series. *International Journal of Digital Earth* 16(1): 210-233. DOI: [10.1080/17538947.2023.2166606](https://doi.org/10.1080/17538947.2023.2166606)

Zhao Q. et al. 2021. Progress and trends in the application of Google Earth and Google Earth Engine. *Remote Sensing* 13(18): 3778. DOI: [10.3390/rs13183778](https://doi.org/10.3390/rs13183778)

Возможности оценки состояния поверхностных вод оз.Байкал с использованием Google Earth Engine

Оригинальная статья

LIMNOLOGY
FRESHWATER
BIOLOGY

Болданова Е.В.*

Байкальский государственный университет, ул.Ленина, 11, г.Иркутск, 664003, Россия

АННОТАЦИЯ. Использование данных дистанционного зондирования (ДДЗ) сопряжено со множеством трудностей, которые приводят к высоким затратам труда и машинных ресурсов. Использование облачных вычислений значительно упрощает эту работу. Целью данного исследования было показать возможности Google Earth Engine (GEE) для оценки состояния поверхностных вод оз.Байкал. Сделан обзор наборов данных на платформе GEE, рассмотрены доступные алгоритмы обработки данных. Отмечено, что кроме стандартных методов стационарной обработки космоснимков, на платформе GEE доступны достаточно сложные методы машинного обучения, например, Random Forest, что в значительной мере повышает точность результатов. В частности, показаны возможности построения композита из космоснимков Sentinel-2, Landsat-8, MODIS, расчета спектральных индексов для определения границ водоемов, а также оценки температуры поверхности, концентрации хлорофилла-а, прозрачности по диску Секки на выбранных участках водоема. Необходим контроль точности данных, сопоставление с данными полевых исследований. Результаты обработки ДДЗ могут использоваться в качестве дополнительного материала при проведении мониторинга состояния водоемов. Обработка ведется в облачном пространстве с использованием языка программирования JavaScript. Есть возможность создания приложений для интерактивного применения. Возможности GEE целесообразно использовать для оперативного мониторинга и анализа динамики изменения водоемов на основе больших массивов данных, доступных на платформе.

Ключевые слова: Google Earth Engine, Landsat, Sentinel, MODIS, JavaScript, Байкал, поверхностные воды

Для цитирования: Болданова Е.В. Возможности оценки состояния поверхностных вод оз.Байкал с использованием Google Earth Engine // Limnology and Freshwater Biology. 2025. - № 4. - С. 946-959. DOI: 10.31951/2658-3518-2025-A-4-946

1. Введение

Обработка данных дистанционного зондирования для оценки состояния водоемов представляется достаточно трудоемким и ресурсоемким процессом. Использование облачных вычислений на платформе Google Earth Engine (GEE) позволит существенно облегчить эту работу (Velasategui-Montoya et al., 2023; Wang et al., 2018). Данная платформа была запущена еще в 2010 г. (Zhao et al., 2021), через пять лет после появления Google Earth (GE). В отличие от GE основное назначение GEE состоит не в визуализации, а в обработке больших массивов данных дистанционного зондирования (ДДЗ), анализе временных рядов, моделировании и прогнозировании. Долгое время использование GEE носило ограниченный характер, но к 2020 г. появля-

ются сотни публикаций с результатами исследований, проведенных с помощью GEE (Zhao et al., 2021). Платформа GEE является междисциплинарным инструментом, позволяющим решать вопросы в различных областях, в том числе управления земельными и водными ресурсами. Значительный вклад в развитие использования GEE внесли представители США, Китая, Индии, Великобритании (Sharnagat et al., 2025; Zhao et al., 2021). Охвачены различные регионы, но недостаточно представлены Африка, Центральная Азия и Восточная Европа (Sharnagat et al., 2025). Для региона оз.Байкал использование возможностей GEE имеет важное значение в рамках управления водными ресурсами (Верхозина и др., 2022; Суходолов и др., 2020а; 2020б).

Несмотря на междисциплинарный характер GEE, имеющиеся на платформе геопространствен-

*Автор для переписки.

Адрес e-mail: boldanova@mail.ru (Е.В. Болданова)

Поступила: 01 августа 2025; Принята: 18 августа 2025;
Опубликована online: 31 августа 2025

© Автор(ы) 2025. Эта работа распространяется под международной лицензией Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0.



ные данные могут не иметь глобального охвата, алгоритмы обработки могут быть не универсальными. Поэтому обращаясь за решением тех или иных проблем, связанных с обработкой ДДЗ, необходимо принимать во внимание данную ограниченность. Другой ограниченностью может быть отсутствие проверки точности получаемых данных, что становится определенной сложностью при появлении все большего количества готовых наборов данных в GEE.

Платформа предоставляет возможность доступа к спутниковым снимкам, например, Landsat, Sentinel, MODIS, а также к уже готовым наборам данных (Velasgui-Montoya et al., 2023). Результатом может быть интерактивная визуализация, проведение расчетов и получение численных значений, построение диаграмм, классификация объектов на основе стандартных технологий либо с использованием машинного обучения (Mayer et al., 2021). Есть возможность создания приложений для доступа к результатам исследований. Для работы на платформе GEE требуется учетная запись Google, некоторое знание программирования на JavaScript (Gandhi, 2023) и доступ в Интернет. Редактор кода Code Editor Earth Engine – это основа GEE. В настоящее время в среде GEE появилась возможность разработки приложений. Приложения реализуются через браузер, поэтому пользователям необязательно иметь навыки программирования. В рамках приложений пользователи могут формировать определенные запросы и визуализировать результаты.

2. Материалы и методы

Наиболее используемые наборы многовременных данных в GEE – это Landsat-5, 7, 8, 9 (Jin et al., 2023; Nguyen et al., 2019; Sharnagat et al., 2025; Sreekanth et al., 2021; Wang et al., 2018; Wang et al., 2019; Yue et al., 2023). Это снимки среднего пространственного разрешения (30 м), имеющие глобальный охват и повторяемость каждые 8 дней (после запуска Landsat-9). Реже используются снимки MODIS, имеющие худшее пространственное разрешение (250-1000 м), но ежедневный глобальный охват Земли. Другим востребованным набором является набор Sentinel-2 с пространственным разрешением до 10 м (Chen and Zhao, 2022; Kwong et al., 2022).

Кроме наборов космоснимков, имеются наборы уже обработанных данных, например, JRC Global Surface Water Mapping (JRC GSWM) (Pekel et al., 2016). На основе снимков Landsat за период с 1984 по 2021 гг. проведена классификация пикселей как «суша/не суша», определена частота присутствия воды и другие параметры. Также существуют производные наборы на основе JRC GSWM с ежемесячными и среднегодовыми данными. Некоторые наборы могли бы представлять интерес для анализа водоемов России, например, система CHIRPS (InfraRed Precipitation with Station data) Центра климатических опасностей (Funk et al., 2015) с данными о распределении осадков с 1981

г. по настоящее время, но данные охватывают территорию Земли от 50 градуса южной широты до 50 градуса северной широты, практически вся Россия не попадает в эту зону.

Кроме доступа к наборам данным на платформе GEE могут быть реализованы различные алгоритмы. Для оценки водных ресурсов все методы разделяются на определение количественных характеристик (извлечение границ водоемов, оценка их площадей и объемов), а также качественных параметров (концентрация хлорофилла-а, мутность, температура, цветность) (Hasan et al., 2024). Для определения границ водоемов в GEE могут быть рассчитаны спектральные индексы NDWI, MNDWI, AWEI (Sreekanth et al., 2021; Nguyen et al., 2019; Wang et al., 2018; Kwong et al., 2022). Кроме этих стандартных расчетов в GEE есть алгоритмы машинного обучения, где наиболее востребован метод «случайного леса» (Random Forest), который по мнению многих исследователей дает более точные результаты (Gandhi, 2023; Sharnagat et al., 2025; Sreekanth et al., 2021, Wang et al., 2018, Yue et al., 2023).

Анализ пространственно-временных изменений может проводиться на основе индексно-пиксельного алгоритма, позволяющего оценивать происходящие преобразования водоемов на протяжении значительных периодов времени (Wang et al., 2019).

Для организации оперативного мониторинга водоемов используются обучающие выборки на основе данных, полученных в полевых условиях. При этом необходимо использовать различные источники и учитывать сезонность (Yue et al., 2023). Это позволяет повышать точность результатов по сравнению с использованием только спектральных индексов или готовых наборов данных. Данные *in situ* должны быть с допуском разницы с космоснимками в один день. Необходимо определять размер буфера для точки отбора проб, в лучшем случае четыре пикселя. В полученных данных на основе космоснимков могут присутствовать шумы, (артефакты, тени, дымка, блики), поэтому рекомендуется оценивать выбросы и исключать их из выборки. При этом можно основываться на методе Тьюки (Kwong et al., 2022) либо на основе кластеризации. Кроме обучающих выборок необходимо предусмотреть выделение тестовых выборок для получения корректных результатов прогнозирования.

Съемка из космоса проводится при различных состояниях атмосферы и освещенности, поэтому использование значений спектральных каналов напрямую нежелательно, необходимо проведение нормализации данных. Для этого обычно используется либо двухканальная, либо трехканальная нормализация (Kwong et al., 2022). Перед этим оценивается корреляция значений спектральных каналов с изучаемыми параметрами воды. Обычно оцениваются оптические характеристики водоемов, это общепризнано и широко применимо. Но предпринимаются попытки выявить взаимосвязи между значениями спектральных каналов снимков и, напри-

мер, концентрацией растворенного кислорода, кремнезема и т.д. Возможно, полученные неплохие результаты о силе их связи объяснялись совместным влиянием нескольких факторов, как имеющих оптические характеристики, так и без них. Надежно определяются значения концентрации хлорофилла-а (Chl-a), взвешенных частиц (SS) и мутности (NTU) или прозрачности (Hasan et al., 2024; Jin et al., 2023; Kwong et al., 2022). Несмотря на признанную надежность перечисленных параметров воды, определяется допустимая погрешность для оценки. Наиболее уязвимым показателем является концентрация хлорофилла-а, для него порог погрешности определен на уровне 35% для открытого океана (Kwong et al., 2022).

Для повышения точности классификации и прогнозирования в GEE возможно включение в набор данных не только значений спектральных каналов, но и спектральных индексов, а также данных цифровой модели рельефа (ЦМР) и местности (ЦММ). В качестве данных ЦМР выступают «первые производные» значений высот: уклоны и экспозиция. ЦММ может значительно изменяться в результате природных явлений (наводнения, цунами, оползни, сели), и для их отслеживания применяются данные съемки Sentinel-1, которые также доступны в GEE (Chen and Zhao, 2022). Целесообразность включения дополнительных данных оценивается по изменению общей точности классификации, коэффициенту каппа. Важно не перегружать модель, что может привести к переобучаемости.

Для демонстрации возможности оценки состояния поверхностных вод оз.Байкал был выбран участок дельты р.Селенга с прилегающей акваторией озера. Построение изображения в GEE с использованием спутниковых снимков возможно на основе композита из нескольких снимков, что бывает очень важно в случае сильной облачности в регионе. Пример визуализации с использованием снимков Landsat-8 и Sentinel-2 представлен на Рисунке 1.

Приведенный пример демонстрирует примерно сходные результаты (дымка и облачность отсутствуют), но для композита на основе снимков Sentinel-2 характерно более высокое пространственное разрешение.

Пример проведения расчета спектрального индекса для определения границ водоемов приведен на Рисунке 2. Результаты могут быть преобразованы в векторный формат и экспортированы.

Важным при определении границ водоемов является оценка точности. Для этого проводится сравнение с эталонным участком и построение матрицы ошибок с расчетом коэффициента точности. Для данного расчета общая точность составила порядка 80% и коэффициент каппа 0,6. На платформе GEE имеется встроенный алгоритм определения errorMatrix и accuracy.

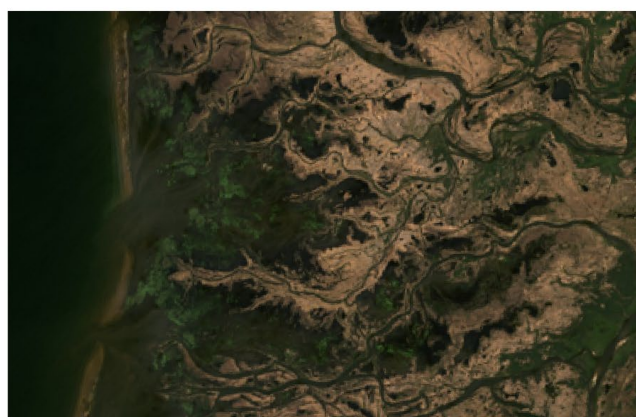
3. Результаты и обсуждение

Снимки Sentinel-2 имеют среднее пространственное разрешение 10 м и могут использоваться как для анализа всей акватории озера, так и отдельных его участков. В качестве примера можно привести расчет концентрации хлорофилла-а и прозрачности поверхностных вод по диску Секки на основе моделей из исследования (Болданова, 2022) (Рис. 3 и 4).

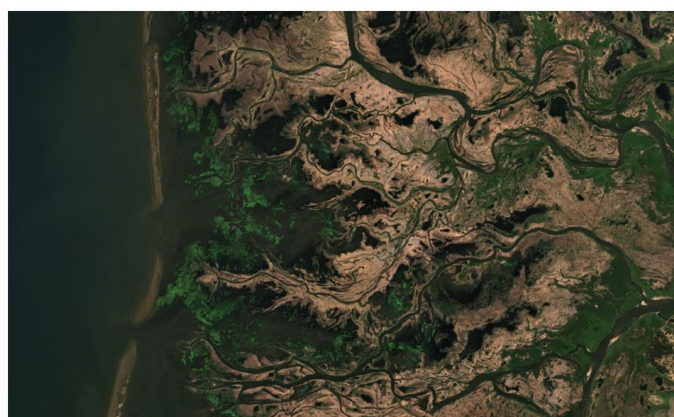
Современные облачные сервисы предоставляют прекрасную возможность анализа состояния водоемов с использованием космоснимков с глобальным покрытием, а также уже готовых наборов данных. В данном исследовании были использованы различные наборы для анализа динамики береговой линии песчаного бара, отделяющего Посольский сор от акватории оз.Байкал, на платформе Google Earth Engine (GEE) с использованием программирования JavaScript.

Песчаный бар, отделяющий Посольский сор, расположен в южной части озера и представляет собой две части, северную и южную. Высота бара небольшая, береговая линия подвержена постоянному изменению благодаря сезонным колебаниям уровня воды в Байкале, действиям штормов и течений. Интерес представляет изменение площади бара и направление изменений.

В нашем распоряжении имеется набор обработанных снимков Landsat 5, 7 и 8 за период 1984-2021 гг. JRC Yearly Water Classification History (Pekel et al., 2016), где каждый пиксел был оценен как



а) Sentinel-2 июнь 2025 г.



б) Landsat-8 июнь 2025 г.

Рис.1. Пример визуализации с использованием снимков Sentinel-2 (а) и Landsat-8 (б).

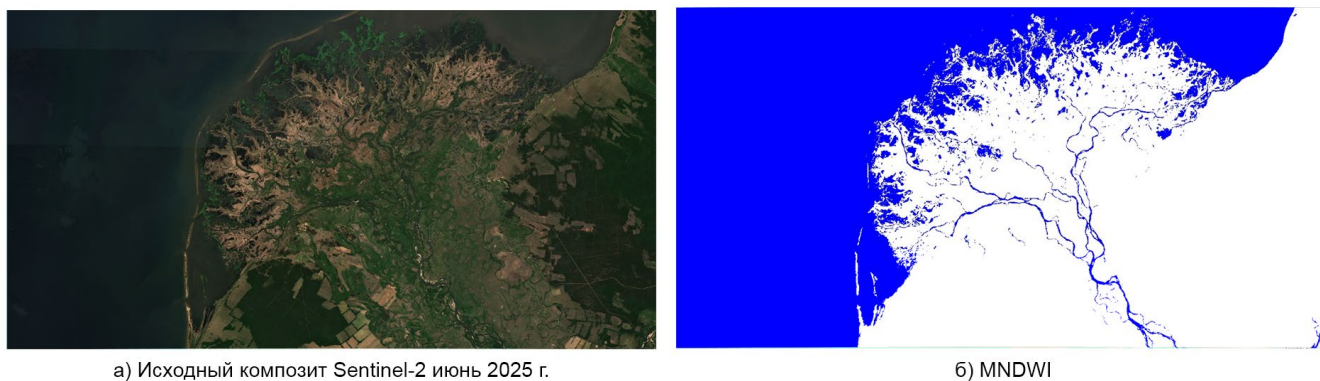


Рис.2. Пример проведения расчета спектрального индекса для определения границ водоемов на основе композита (а) с использованием спектрального индекса MNDWI (б).

водный/неводный на основе экспертной системы, и создана ежемесячная история. Зона интереса и колебания площади бара представлены на Рисунке 5.

Очевидно, что данные с 1991 по 1998 гг. нужно учитывать выборочно, т.к. снимков за этот период было недостаточно. Площадь бара сильно зависит от уровня воды в озере, и в маловодный период, пик которого пришелся на 2015 г., был достигнут максимум в размерах территории. Минимум площади бара наблюдался в 2019-2021 г. в период высокой водности.

Набор данных JRC Monthly Water History позволяет провести сравнение конфигурации береговой линии в отдельные месяцы. Были выбраны периоды малой водности по годам и по сезонам года и максимально высокой водности (Рис. 6).

Набор данных JRC Global Surface Water Mapping позволяет оценить в процентах частоту присутствия воды. На основе этого набора можно получить представление о стабильных участках территории (Рис. 7а) и максимально возможной территории бара (Рис. 7б).

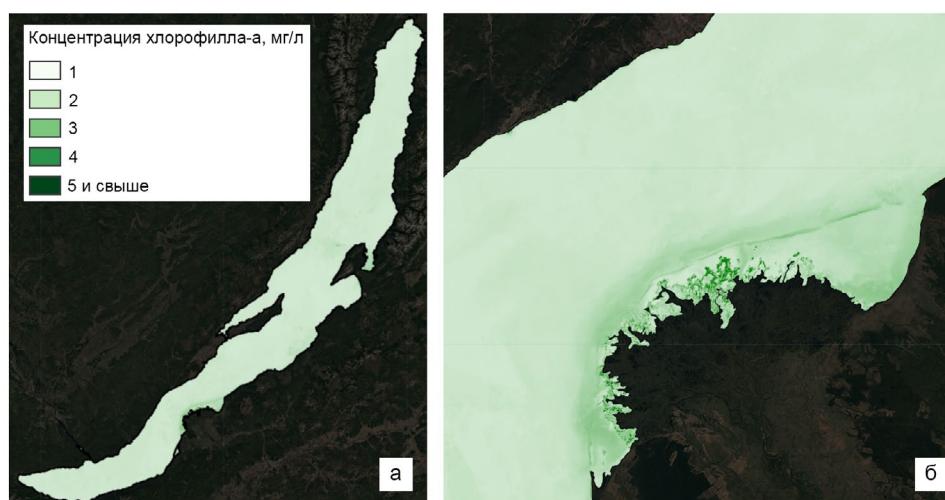


Рис.3. Пример расчета концентрации хлорофилла-а для акватории оз.Байкал (а) и отдельного участка (б).

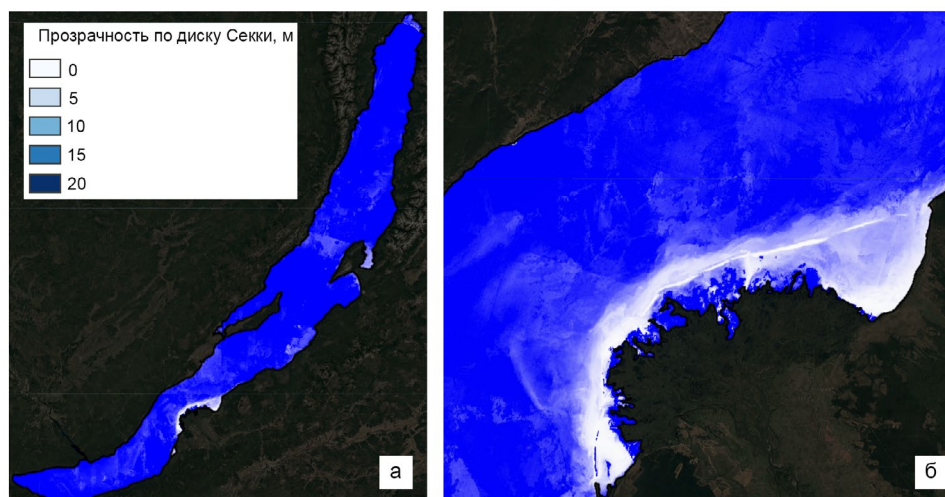


Рис.4. Пример расчета прозрачности поверхностных вод по диску Секки для акватории оз.Байкал (а) и отдельного участка (б).



Рис.5. Зона интереса и колебания площади песчаного бара, отделяющего Посольский сор от акватории оз.Байкал.

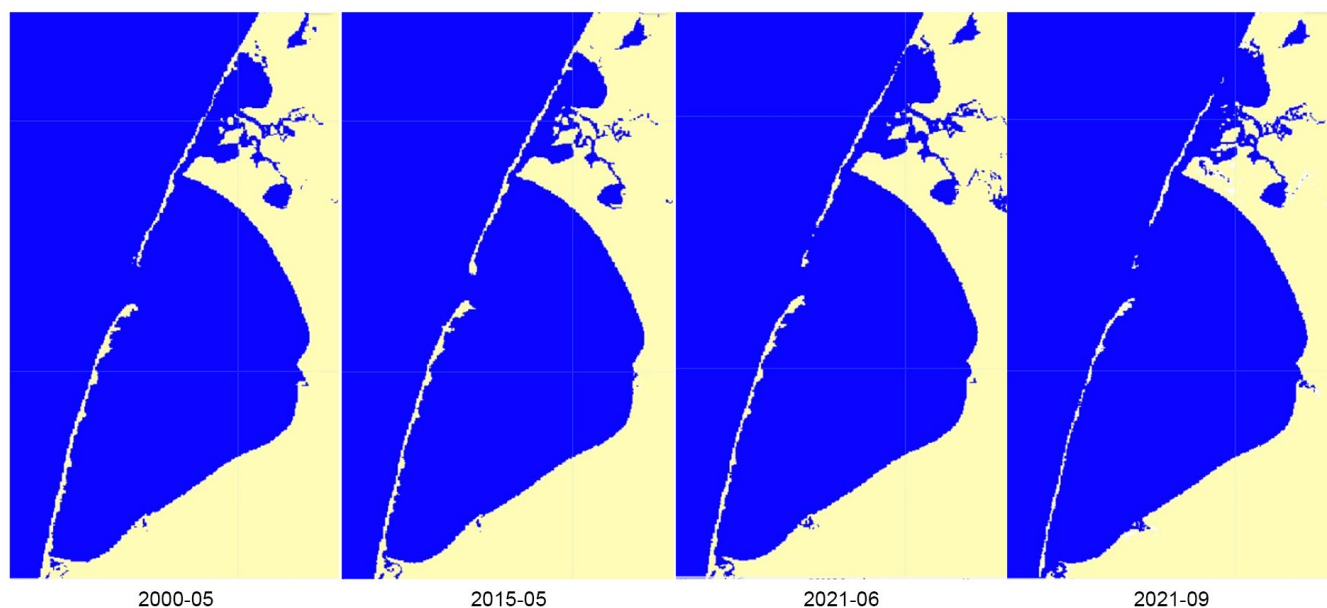


Рис.6. Сравнение конфигурации береговой линии песчаного бара по сезонам.

С помощью снимков Landsat есть возможность оценивать температуру поверхности, пример представлен на Рисунке 8 (выбраны участки открытой воды оз.Байкал, дельты р.Селенга, залива Черкаловский сор). Ошибки при оценке температуры могут возникать при попадании в зону интереса облаков или теней от них, поэтому рекомендуется проводить их маскирование. Облака обычно приводят к занижению температуры поверхности, на летних снимках может появиться отрицательная температура. Тени, есть предположение, тоже приводят к искажению фактических значений температуры поверхности (Cook et al., 2014).

Очевидно, что температура поверхности в открытом Байкале ниже, чем в соре и дельте. Расхождение фактических значений температуры поверхности с данными спектрального канала B10 не превышает одного градуса по нашим оценкам (Рис. 9).

Недостаток снимков Landsat – низкая повторяемость съемки, раз в 16 дней. Это затрудняет использование данного набора для оценки явлений, имеющих более короткий цикл. Поэтому можно рассмотреть другие системы спутникового мониторинга для анализа температуры поверхности. В

частности, спутники Terra и Aqua со спектрометрическим датчиком MODIS позволяют получать ежедневные данные о температуре поверхности (Wan et al., 2021). Но из-за большого охвата территории снимки получаются плохого пространственного разрешения 1000 м. Существуют композиты,

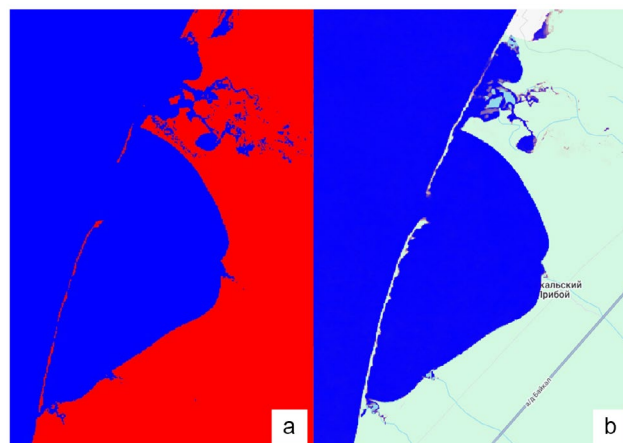
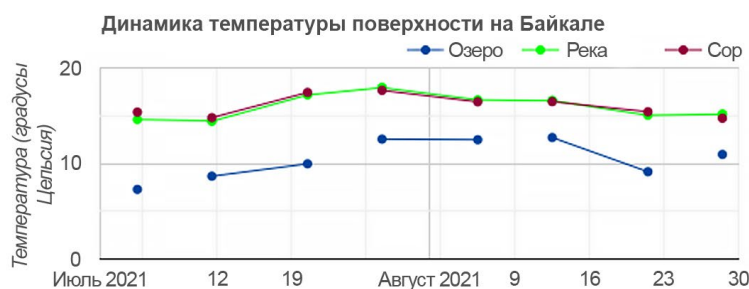


Рис.7. Стабильные участки территории (а) и максимально возможная территория (б) песчаного бара, отделяющего Посольский сор от акватории оз.Байкал.

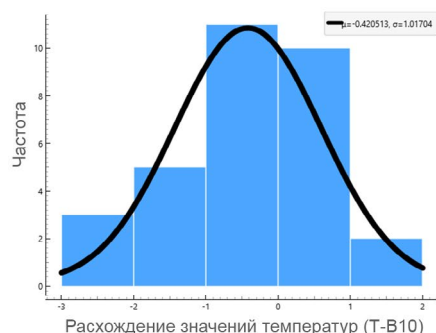


а) Расположение участков открытой воды (синий, Озеро), дельты р.Селенга (зеленый, Река) и залива Черкаловский сор (коричневый, Сор)

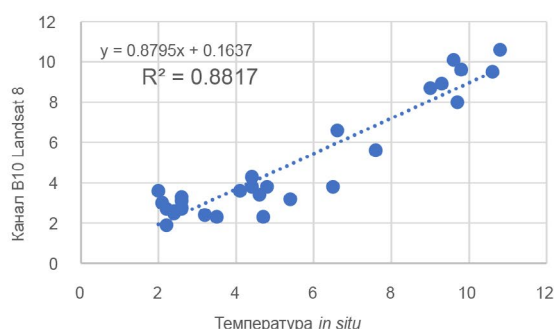


б) Динамика температуры поверхности по выбранным участкам в июле-августе 2021 г.

Рис.8. Пример оценки температуры поверхности по трем выбранным участкам: а) расположение выбранных участков; б) динамика температуры поверхности воды по участкам.



а) Гистограмма распределения отклонений значений канала B10 от температуры in situ, среднее = -0,42, дисперсия = 1,0



б) Взаимосвязь значений канала B10 от температуры in situ

Рис.9. Оценка расхождений фактических значений температуры in situ и значений канала B10 Landsat 8 (T-B10).

составленные из снимков за 8 дней, исключая облачность. На примере снимков за 2022 г. можно наблюдать динамику температуры с возможным выявлением апвеллингов (Рис. 10). Апвеллинги на Байкале описаны в работе Троицкая и др., 2023.

Основа композитных снимков – результаты съемки за 8 дней после исключения облачности и усреднения значений каждого бита. Конечно, не вся дымка исключена. Существует множество процедур для устранения облачности, но идеальных нет.

В дальнейшем для более полного анализа с выявлением апвеллингов возможно потребуются более частое построение композитных снимков со скользящим периодом сглаживания при построении композитов.

4. Выводы

С помощью платформы GEE появляются возможности для проведения предварительной оценки перед проведением полевых исследований: построение композита изображения по последним снимкам с исключением облачности и теней, извлечение границ водоемов, оценка состояния поверхностных вод и прилегающего рельефа территории. После получения данных натурных наблюдений, а также при использовании данных постоянных измерений возможно построение эмпирических моделей не только на основе регрессионного анализа, но и машинного обучения, в частности Random Forest, алгоритм которого доступен к использованию на

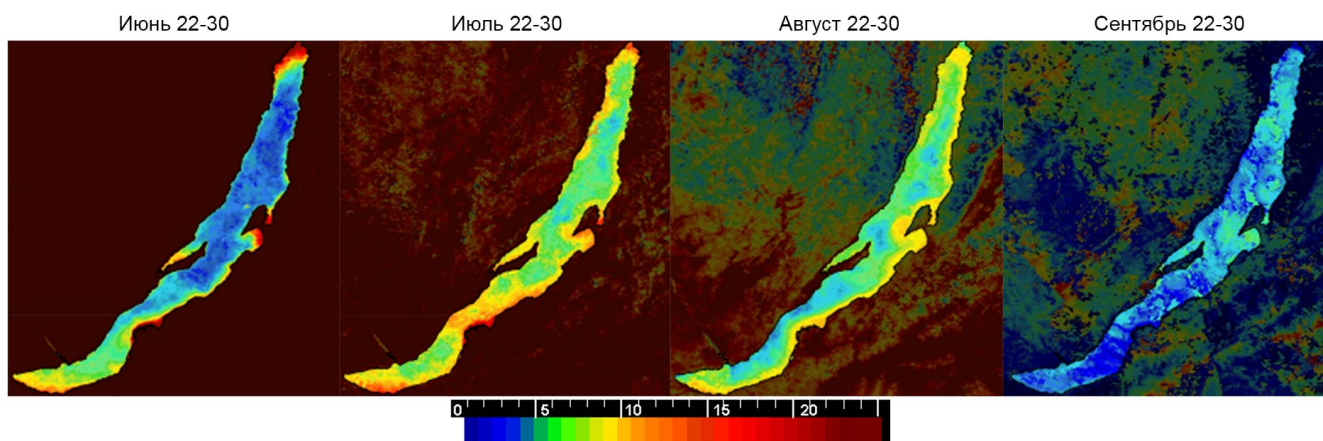


Рис.10. Динамика изменения температуры поверхности акватории оз.Байкал в 2022 г.

платформе GEE. Полученные модели могут использоваться для оперативного мониторинга по всей акватории оз. Байкал.

Список литературы

Болданова Е.В. 2022. Оценка трофности озера Байкал с использованием дистанционного зондирования. *Географический вестник* 2(61): 73-89. DOI: [10.17072/2079-7877-2022-2-73-89](https://doi.org/10.17072/2079-7877-2022-2-73-89)

Верхозина В.А., Белых О.А., Верхозина Е.В. 2022. Изменение бактериального сообщества в литоральной зоне экосистемы южной части озера Байкал под воздействием антропогенной нагрузки. *Известия Байкальского государственного университета* 32(2): 397-406. DOI: [10.17150/2500-2759.2022.32\(2\).397-406](https://doi.org/10.17150/2500-2759.2022.32(2).397-406)

Суходолов А.П., Федотов А.П., Аношко П.Н. и др. 2020. Математическое моделирование в исследовании комплекса детерминантов незаконного вылова водных биоресурсов (омуля) в озере Байкал. *Всероссийский криминологический журнал* 14(1): 76-86. DOI: [10.17150/2500-4255.2020.14\(1\).76-86](https://doi.org/10.17150/2500-4255.2020.14(1).76-86)

Суходолов А.П., Федотов А.П., Макаров М.М. и др. 2020. Перспективы рыбохозяйственного использования Маломорского рыбопромыслового района: экономическая оценка и обоснование. *Известия Байкальского государственного университета* 30(2): 233-244. DOI: [10.17150/2500-2759.2020.30\(2\).233-244](https://doi.org/10.17150/2500-2759.2020.30(2).233-244)

Троицкая Е.С., Шимараев М.Н., Асламов И.А. 2023. Влияние изменений климата на возникновение и характеристики прибрежного апвеллинга в заливе Лиственничный (Южный Байкал) с 1941 по 2023 гг. *Limnology and Freshwater Biology* 6: 261-274. DOI: [10.31951/2658-3518-2023-A-6-261](https://doi.org/10.31951/2658-3518-2023-A-6-261)

Chen Z., Zhao S. 2022. Automatic monitoring of surface water dynamics using Sentinel-1 and Sentinel-2 data with Google Earth Engine. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 113: 103010. DOI: [10.1016/j.jag.2022.103010](https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.103010)

Cook M. et al. 2014. Development of an operational calibration methodology for the Landsat thermal data archive and initial testing of the atmospheric compensation component of a Land Surface Temperature (LST) Product from the archive. *Remote Sensing* 6(11): 11244-11266. DOI: [10.3390/rs61111244](https://doi.org/10.3390/rs61111244)

Funk C. et al. 2015. The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific data* 2(1): 1-21. DOI: [10.1038/sdata.2015.66](https://doi.org/10.1038/sdata.2015.66)

Gandhi U. 2023. JavaScript and the Earth engine API. In: Cardille J.A., Crowley M.A., Saah D., Clinton N.E. (eds), *Cloud-based remote sensing with Google Earth Engine: Fundamentals and applications*. Springer, Cham, pp. 3-18. DOI: [10.1007/978-3-031-26588-4_1](https://doi.org/10.1007/978-3-031-26588-4_1)

Hasan R. et al. 2024. A state-of-the-art review on the quantitative and qualitative assessment of water resources using Google Earth Engine. *Environmental Monitoring and Assessment* 196(12): 1266. DOI: [10.1007/s10661-024-13315-5](https://doi.org/10.1007/s10661-024-13315-5)

Jin H., Fang S., Chen C. 2023. Mapping of the spatial scope and water quality of surface water based on the Google Earth Engine cloud platform and Landsat time series. *Remote Sensing* 15(20): 4986. DOI: [10.3390/rs15204986](https://doi.org/10.3390/rs15204986)

Kwong I.H.Y., Wong F.K.K., Fung T. 2022. Automatic mapping and monitoring of marine water quality parameters in Hong Kong using Sentinel-2 image time-series and Google Earth Engine cloud computing. *Frontiers in Marine Science* 9: 871470. DOI: [10.3389/fmars.2022.871470](https://doi.org/10.3389/fmars.2022.871470)

Mayer T. et al. 2021. Deep learning approach for Sentinel-1 surface water mapping leveraging Google Earth Engine. *ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 2: 100005. DOI: [10.1016/j.ophoto.2021.100005](https://doi.org/10.1016/j.ophoto.2021.100005)

Nguyen U.N.T., Pham L.T.H., Dang T.D. 2019. An automatic water detection approach using Landsat 8 OLI and Google Earth Engine cloud computing to map lakes and reservoirs in New Zealand. *Environmental monitoring and assessment* 191(4): 235. DOI: [10.1007/s10661-019-7355-x](https://doi.org/10.1007/s10661-019-7355-x)

Pekel J.F. et al. 2016. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature* 540(7633): 418-422. DOI: [10.1038/nature20584](https://doi.org/10.1038/nature20584)

Sharnagat N. et al. 2025. State-of-the-Art Status of Google Earth Engine (GEE) Application in Land and Water Resource Management: A Scientometric Analysis. *Journal of Geovisualization and Spatial Analysis* 9(1): 16. DOI: [10.1007/s41651-025-00218-3](https://doi.org/10.1007/s41651-025-00218-3)

Sreekanth P.D. et al. 2021. Mapping surface-water area using time series Landsat imagery on Google Earth Engine. *Current Science* 120(9): 1491-1499.

Velastegui-Montoya A. et al. 2023. Google Earth Engine: a global analysis and future trends. *Remote Sensing* 15(14): 3675. DOI: [10.3390/rs15143675](https://doi.org/10.3390/rs15143675)

Wan Z., Hook S., Hulley G. 2021. MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity 8-Day L3 Global 1km SIN Grid V061 [Data set]. NASA Land Processes Distributed Active Archive Center. DOI: [10.5067/MODIS/MOD11A2.061](https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD11A2.061)

Wang C. et al. 2018. Long-term surface water dynamics analysis based on Landsat imagery and the Google Earth Engine platform: A case study in the middle Yangtze River Basin. *Remote Sensing* 10(10): 1635. DOI: [10.3390/rs10101635](https://doi.org/10.3390/rs10101635)

Wang Y. et al. 2019. Long-term dynamic of Poyang Lake surface water: A mapping work based on the Google Earth Engine cloud platform. *Remote Sensing* 11(3): 313. DOI: [10.3390/rs11030313](https://doi.org/10.3390/rs11030313)

Yue L. et al. 2023. A fully automatic and high-accuracy surface water mapping framework on Google Earth Engine using Landsat time-series. *International Journal of Digital Earth* 16(1): 210-233. DOI: [10.1080/17538947.2023.2166606](https://doi.org/10.1080/17538947.2023.2166606)

Zhao Q. et al. 2021. Progress and trends in the application of Google Earth and Google Earth Engine. *Remote Sensing* 13(18): 3778. DOI: [10.3390/rs13183778](https://doi.org/10.3390/rs13183778)