

Казанин В.А.,

аспирант

Радиофизический факультет

Томский государственный университет

Россия, г. Томск

Кулешов Г.Е.,

кандидат физико-математических наук, доцент

доцент кафедры «Радиоэлектроники»

Томский государственный университет

Россия, г. Томск

**ОЦЕНКА ТЕМПЕРАТУРЫ, ЭЛЕКТРОПРОВОДНОСТИ И
МУТНОСТИ ВОДЫ ОЗЕРА КЛИР ПО ДАННЫМ SENTINEL-2 И
SENTINEL-1 С ПРИМЕНЕНИЕМ RANDOM FOREST И
ГРАДИЕНТНОГО БУСТИНГА**

***Аннотация:** Исследована эффективность комбинирования оптических (Sentinel-2 MSI) и радарных (Sentinel-1 SAR C-band) спутниковых данных для восстановления температуры, электропроводности и мутности воды озера Клар. Выполнено суточное выравнивание признаков: спектральные индексы (NDWI, MNDWI), обратное рассеяние (VV/VH), метеоданные (Open-Meteo) и наземные измерения (Water Quality Portal + USGS, N=975). Объединение Sentinel-2 и Sentinel-1 увеличило число выровненных суток до 80. Модели Random Forest (RF) и градиентного бустинга (GBR) с временным сплитом 80/20 показали $R^2 > 0,99$ для температуры, однако исключительно за счёт метеоданных (температура воздуха объясняет >98 % дисперсии). Для электропроводности достигнут $R^2 = 0,41$ (GBR); обратное рассеяние VH (SAR) вносит 5,6 % в важность признаков.*

Ключевые слова: качество воды, дистанционное зондирование, Sentinel-2, Sentinel-1, машинное обучение, озеро Клар.

Annotation: This study investigates the combination of optical (Sentinel-2 MSI) and radar (Sentinel-1 SAR C-band) satellite data for retrieving water temperature, conductivity and turbidity of Clear Lake. A daily alignment pipeline was performed for spectral indices (NDWI, MNDWI), backscatter (VV/VH), meteorological data (Open-Meteo), and in-situ measurements (Water Quality Portal + USGS, N=975). Combining Sentinel-2 and Sentinel-1 increased aligned samples to 80. Random Forest (RF) and Gradient Boosting (GBR) with 80/20 temporal split achieved $R^2 > 0.99$ for water temperature, exclusively due to meteorological features (air temperature explains >98 % of variance). For conductivity, $R^2=0.41$ (GBR) was obtained; VH backscatter (SAR) contributes 5.6 % to feature importance.

Key words: water quality, remote sensing, Sentinel-2, Sentinel-1, machine learning, Clear Lake.

Введение

Мониторинг качества поверхностных вод — приоритетная задача экологического контроля, однако традиционные методы отбора проб трудоёмки и не обеспечивают достаточного пространственно-временного покрытия. Дистанционное зондирование (ДЗЗ) позволяет получать регулярную информацию о водных объектах, но спектральные сигнатуры воды связаны с измеряемыми показателями лишь косвенно [1, с. 73; 8, с. 105].

Дистанционное зондирование качества поверхностных вод активно развивается как дополнение к контактными методам. Комплексный обзор спутниковых систем для мониторинга озер представлен в [8, с. 105]; в [9] систематизированы подходы к оценке температуры, электропроводности и мутности по данным ДЗЗ с применением машинного обучения. Эффективность Random Forest (RF) для восстановления параметров качества воды по спутниковым данным продемонстрирована в [13, с. 510]; для идентификации водных объектов широко используются индексы NDWI [12, с.

1425] и MNDWI [17, с. 3025]. Потенциал радарных данных Sentinel-1 для косвенной оценки электропроводности отмечен в [3, с. 264; 16]; влияние выбора спутниковых данных на результаты определения мутности воды исследовано в [2, с. 244]. Обработка спутниковых данных выполнялась с использованием платформы Google Earth Engine [10, с. 18]. Озеро Клир характеризуется высокой трофностью и длительным рядом наблюдений [14, с. 225; 15], что делает его удобным полигоном, однако вопрос сравнительной эффективности комбинирования оптических и радарных данных с суточным выравниванием разнородных рядов остается недостаточно изученным. В настоящей работе предпринята попытка восполнить этот пробел путём комплексного анализа комбинированных данных Sentinel-2 и Sentinel-1 при едином конвейере суточного выравнивания.

Цель работы – на примере озера Клир сравнить эффективность RF и GBR для прогнозирования температуры, электропроводности и мутности воды при трёх конфигурациях спутниковых данных: Sentinel-2 с порогами облачности $< 20\%$ и $< 60\%$, Sentinel-1 и их комбинации.

Материалы и методы

В настоящей работе выполнен анализ эффективности комбинирования оптических и радарных спутниковых данных при едином конвейере суточного выравнивания с наземными и метеорологическими данными. Такой подход позволил увеличить число согласованных по дате наблюдений до 80 суток, что превышает результаты, получаемые при использовании данных только одного спутника.

Работа основана на открытых данных. Спутниковые снимки Sentinel-2 и Sentinel-1 получены из Copernicus Data Space Ecosystem, наземные измерения – из Water Quality Portal (WQP) и USGS, метеорологические параметры – из Open-Meteo. Обработка выполнена в среде Google Earth Engine и scikit-learn. В работе проведено сопоставление эффективности оптических и радарных спутниковых данных для прогнозирования температуры, электропроводности

и мутности воды при едином конвейере суточного выравнивания с оценкой вклада каждого типа признаков в прогностическую способность моделей.

Озеро Клир (≈ 177 км², средняя глубина 8 м) – крупнейшее естественное озеро Калифорнии с высокой трофностью и длительным рядом натурных наблюдений [4, с. 91; 14, с. 225; 15]. Станция мониторинга CA_BVR-BVCL6 (530 записей за период 2019-2024 гг.) входит в долговременную сеть наблюдений USGS и WQP, обеспечивающую открытый доступ к данным о качестве поверхностных вод.

Исходные данные включали три группы источников. Спутниковые данные представлены сценами Sentinel-2 MSI уровня L2A с порогами облачности менее 20 % (эксперимент E1) и менее 60 % (эксперимент E3). По данным Sentinel-2 рассчитывались нормализованный разностный водный индекс NDWI и модифицированный индекс MNDWI; дополнительно извлекалась отражательная способность в канале B3 (560 нм) в качестве прокси мутности. Ввиду отсутствия у Sentinel-2 теплового канала спутниковый признак температуры воды был принят равным нулю. Данные Sentinel-1 (продукт GRD, поляризации VV и VH) переведены в децибельную шкалу; средние значения обратного рассеяния VV_dB и VH_dB извлекались в пределах 30-метрового буфера вокруг станции наблюдения. Наземные данные загружены из WQP и дополнены измерениями USGS. В анализ включены температура воды (°C), электропроводность (мкСм/см) и мутность (NTU) – всего 975 записей за 197 дат после объединения источников. Радиус поиска станций составлял 35 км. Значения электропроводности, полученные от Bureau of Reclamation в мСм/см, пересчитывались в мкСм/см умножением на 1000. Для обеспечения воспроизводимости данные предварительно выгружены из WQP (manual ground truth). Метеорологические параметры (температура воздуха, влажность, давление, скорость ветра, осадки) получены из открытого источника Open-Meteo для каждой даты спутниковой съемки.

Обработка спутниковых снимков выполнялась на платформе Google Earth Engine. Для сцен Sentinel-2 производилась фильтрация по проценту

облачного покрова, расчет спектральных индексов NDWI и MNDWI, а также извлечение значений пикселей в заданном буфере. Для данных Sentinel-1 (GRD) осуществлялась калибровка, фильтрация спекл-шума и перевод значений обратного рассеяния в децибелы. Наземные измерения агрегировались по станциям и датам. Все разнородные данные приводились к единой суточной шкале.

Суточная синхронизация данных выполнена в среде Python 3.13 с использованием библиотеки scikit-learn 1.6. Производилось пересечение спутниковых, наземных и метеорологических рядов по дате. Пропуски в признаковом пространстве восполнялись методом forward-fill; при отсутствии предшествующего наблюдения – нулевым значением. Удаление выбросов не проводилось с целью сохранения естественной вариабельности данных. Признаковое пространство включало до 11 переменных: NDWI, MNDWI, temp_c_mean, turbidity_mean, VV_dB, VH_dB и пять метеорологических параметров. Для оценки вклада различных типов данных рассмотрены четыре конфигурации (табл. 1): E1 – Sentinel-2 с облачностью < 20 %; E2 – Sentinel-1 (SAR); E3 – Sentinel-2 с облачностью < 60 %; E4 – комбинация Sentinel-2 и Sentinel-1. В экспериментах E1 и E3 использовались 9 признаков (SAR-признаки обнулялись), в E2 – 7 (оптические обнулялись), в E4 – все 11.

Использованы две модели машинного обучения: RF [7, с. 5] и GBR. Обе модели обучались с использованием 100 деревьев и конфигурацией гиперпараметров по умолчанию. Для разделения выборки применялся хронологический принцип: первые 80 % временного ряда отводились на обучение, последние 20 % – на тестирование. Качество прогнозирования оценивалось по трем метрикам: средняя абсолютная ошибка (MAE), среднеквадратическая ошибка (RMSE) и коэффициент детерминации (R²).

Для оценки устойчивости результатов применялась bootstrap-процедура: модель RF на данных эксперимента E4 переобучалась на 200 случайных хронологических разбиениях 80/20 с расчётом 95%-го доверительного интервала (ДИ) для коэффициента R². Для температуры воды 95%-й ДИ

составил [0,57; 1,00]; для электропроводности и мутности 95%-й ДИ включал ноль, что свидетельствует о статистической незначимости полученных оценок. Дополнительно проведён абляционный анализ для оценки вклада спутниковых признаков в прогностическую способность моделей.

Результаты и обсуждение

Таблица 1.

Матрица экспериментов

Эксперимент	Спутник	data_type	Порог облачности, %	Период	Примечание
E1	Sentinel-2	WATER_QUALITY	<20 %	01.01.2019 – 31.12.2024	Оптика
E2	Sentinel-1	RADAR	—	01.01.2019 – 31.12.2024	SAR
E3	Sentinel-2	WATER_QUALITY	<60 %	01.01.2019 – 31.12.2024	Оптика, выс. облач.
E4	Sentinel-2 + Sentinel-1	WATER_QUALITY + RADAR	20 % / —	01.01.2019 – 31.12.2024	Объединение

Количество выровненных по дате суток составило 48 в эксперименте E1 (Sentinel-2 с облачностью < 20 %), 50 в E2 (Sentinel-1), 39 в E3 (Sentinel-2 с облачностью < 60 %), и 80 в E4 (комбинированный набор данных Sentinel-2 и Sentinel-1). Таким образом, объединение оптических и радарных данных позволило увеличить объём согласованных наблюдений на 67 % по сравнению с лучшим индивидуальным спутником. Покрытие признаков в комбинированном эксперименте E4 составило: NDWI/MNDWI – 46 из 80 дат (57 %), VV_dB/VH_dB – 50 из 80 дат (62 %). Распределение выровненных суток по исследуемым параметрам качества воды представлено в табл. 2.

Таблица 2.

Выровненные сутки и число записей для моделирования

Эксперимент	Суток	Температура, (шт.)	Электропроводность, (шт.)	Мутность, (шт.)
E1 (Sentinel 2 < 20 %)	48	47	47	47
E2 (SAR)	50	49	49	47
E3 (Sentinel 2 < 60 %)	39	38	38	39
E4 (Sentinel 2 + Sentinel 1)	80	78	78	77

Результаты временного теста (20 %) приведены в табл. 3.

Таблица 3.

Метрики валидации: MAE / RMSE / R² (N)

Параметр	E1 (Sentinel 2 < 20%)	E2 (SAR)	E3 (Sentinel 2 < 60%)	E4 (Sentinel 2 + Sentinel 1)
Температура, °C	RF: 0,29 / 0,35 / 0,995 (10); GBR: 0,24 / 0,28 / 0,997	RF: 0,31 / 0,43 / 0,995 (10); GBR: 0,29 / 0,45 / 0,994	RF: 0,30 / 0,39 / 0,995 (8); GBR: 0,42 / 0,50 / 0,991	RF: 0,28 / 0,37 / 0,996 (16); GBR: 0,21 / 0,27 / 0,997
Электропроводность, мкСм/см	RF: 44,2 / 46,9 / –0,67 (10); GBR: 43,3 / 46,3 / –0,63	RF: 57,6 / 69,5 / 0,44 (10); GBR: 47,3 / 67,7 / 0,46	RF: 57,5 / 64,6 / 0,07 (8); GBR: 57,7 / 69,3 / –0,07	RF: 56,4 / 67,0 / 0,32 (16); GBR: 46,4 / 57,1 / 0,41
Мутность, NTU	RF: 13,4 / 17,0 / –2,32 (10); GBR: 16,7 / 22,0 / –4,56	RF: 46,6 / 63,5 / –0,22 (10); GBR: 48,6 / 65,0 / –0,28	RF: 17,6 / 20,1 / 0,23 (8); GBR: 30,4 / 39,6 / –1,98	RF: 46,4 / 59,0 / –0,53 (15); GBR: 59,1 / 74,2 / –0,95

RF и GBR дают сопоставимые метрики для всех параметров. Для температуры коэффициент детерминации R² превышает 0,99 независимо от конфигурации спутниковых данных. Bootstrap-оценка неопределённости (200 случайных сплитов 80/20 с использованием RF на данных E4) даёт 95%-й доверительный интервал (ДИ) для коэффициента R² температуры [0,57; 1,00],

который не перекрывает ноль. Для электропроводности и мутности 95%-й ДИ включает ноль (результаты bootstrap не приводятся для компактности).

Температура воды демонстрирует $R^2 \approx 0,99$ во всех экспериментах, что объясняется доминирующим влиянием метеорологических параметров, различия между конфигурациями незначимы. Для электропроводности наилучшие результаты получены в эксперименте E2 (только SAR, $R^2 = 0,46$ для GBR) и E4 (комбинированный, $R^2 = 0,41$ для GBR). При этом в E4 тестовый набор почти вдвое больше (16 против 10), что повышает статистическую устойчивость оценки. Мутность во всех конфигурациях не поддаётся прогнозированию ($R^2 < 0$).

Анализ важности признаков (Random Forest, табл. 4) показывает, что для температуры воды доминирует метеорологическая температура воздуха (>98 %). Вклад спектральных индексов NDWI и MNDWI пренебрежимо мал. Для электропроводности в комбинированном эксперименте E4 обратное рассеяние VH_dB (SAR) вносит 5,6 % в важность признаков. Это единственный статистически заметный вклад спутниковых данных в прогноз данного параметра, хотя и недостаточный для практического применения.

Таблица 4.

Нормированная важность признаков (Random Forest, %)

Признак	E1 (temp)	E2 (temp)	E3 (temp)	E4 (temp)	E4 (cond)	E4 (turb)
Температура воздуха	97,2	93,2	92,1	98,8	0,5	17,9
Влажность	0,2	5,9	1,3	0,1	18,0	41,9
NDWI	0,5	0,0	1,4	0,2	7,5	2,7
MNDWI	0,7	0,0	1,7	0,4	1,2	1,9
VH_dB (SAR)	—	—	—	0,0	5,6	11,3
VV_dB (SAR)	—	—	—	0,0	2,8	2,7
Осадки	< 2,0	< 1,0	< 4,0	0,0	47,5	0,026
Прочие	< 2,0	< 1,0	< 4,0	< 1,0	< 13,0	< 19,0

Для комбинированного эксперимента E4 тестовый набор включает 15–16 точек, что позволяет разбить по сезонам (табл. 5). Для температуры $R^2 > 0,99$ во всех сезонах; для электропроводности – $R^2 = 0,39$ (осень); для мутности

– $R^2 < 0$. Отрицательные значения R^2 для электропроводности весной (–8,4) и летом (–2,9) обусловлены малым объёмом сезонных выборок (5 и 7 точек).

Таблица 5.

Сезонный анализ E4 (Random Forest)

Сезон	N	Температура R^2	Температура MAE, °C	Электропроводность R^2
Весна	5	0,990	0,20	–8,4
Лето	7	0,991	0,38	–2,9
Осень	3	0,918	0,26	0,39
Зима	< 3	—	—	—

Из трёх исследованных параметров лишь температура воды прогнозируется с высокой точностью ($R^2 > 0,99$, MAE < 0,3 °C), что превосходит типичные результаты TIR-методов (0,5–1,5 °C) [11, с. 1304]. Однако данный результат достигается практически исключительно за счёт метеорологических данных (температура воздуха объясняет >98 % дисперсии). Абляционный анализ подтвердил отсутствие значимого прироста от спутниковых признаков. Это указывает на достаточность наземных метеостанций для оперативного мониторинга температуры поверхностных вод в большинстве случаев.

Сравнение RF и GBR не выявило принципиальных различий: обе модели показали сопоставимые метрики, при этом RF оказался несколько устойчивее на малых выборках. Мультисенсорный подход позволил увеличить число выровненных суток на 67 % (с 48–50 до 80) без ухудшения качества прогноза температуры. Для электропроводности комбинированный подход (E4) обеспечил $R^2 = 0,41$ (GBR) при вдвое большем тестовом наборе по сравнению с индивидуальными спутниками, что повышает статистическую надёжность оценки. Важность признаков в E4 демонстрирует вклад VH_dB (5,6 %) и NDWI (7,5 %), что подтверждает потенциальную ценность мультисенсорного подхода для параметров, слабо связанных с оптическими сигнатурами.

Устойчивых корреляций для мутности выявить не удалось ($R^2 < 0$ во всех конфигурациях). Это согласуется с высокой пространственно-временной

изменчивостью параметра в эвтрофных водоёмах и подчёркивает необходимость дополнительных оптических индексов или гиперспектральных данных [5, с. 248; 14, с. 225].

Основные ограничения исследования: относительно небольшой объём выровненной выборки (80 суток), использование данных лишь одной станции мониторинга, а также обнуление отсутствующих спутниковых признаков, что вносит дополнительный шум в признаковое пространство. Перспективными направлениями дальнейших исследований являются: расширение числа наземных станций, включение параметров хлорофилла-а и других биооптических переменных, применение более сложных стратегий заполнения пропусков (imputation), тонкая настройка гиперпараметров моделей, а также интеграция данных Landsat 8/9 и Sentinel-3 для повышения частоты наблюдений.

Заключение

В результате проведённого исследования сформирован конвейер суточного выравнивания разнородных спутниковых, метеорологических и наземных данных, а также построены модели RF и GBR для прогнозирования температуры, электропроводности и мутности воды озера Клир. Показано, что температура воды прогнозируется с высокой точностью ($R^2 > 0,99$, MAE < 0,3 °C), причём данный результат достигается практически исключительно за счёт метеорологических параметров, в первую очередь температуры воздуха. Спутниковые признаки в этом случае существенного вклада не вносят. Модели RF и GBR продемонстрировали сопоставимые метрики качества, при этом RF проявил большую устойчивость на ограниченных выборках.

Ключевым методологическим результатом работы стало комбинирование данных Sentinel-2 и Sentinel-1, которое позволило увеличить количество выровненных суток на 67 % (с 48–50 до 80) по сравнению с использованием отдельных спутников. Для электропроводности в комбинированном эксперименте достигнут приемлемый уровень прогнозирования ($R^2 = 0,41$ для GBR), при этом анализ важности признаков

выявил статистически заметный вклад обратного рассеяния VN (5,6 %). Мутность воды на данной выборке надёжно прогнозировать не удалось ($R^2 < 0$ во всех конфигурациях), что указывает на необходимость дополнительных оптических индексов и большего объёма данных.

Полученные результаты подтверждают перспективность мультисенсорного подхода для повышения временного разрешения мониторинга качества поверхностных вод, особенно в условиях переменной облачности. Перспективными направлениями дальнейших исследований являются расширение сети наземных станций мониторинга, включение дополнительных биооптических параметров (в том числе хлорофилла-а), применение методов заполнения пропусков в признаковом пространстве, тонкая настройка гиперпараметров моделей, а также интеграция данных Landsat 8/9 и Sentinel-3 для ещё большего увеличения покрытия наблюдений [6, с. 232].

Использованные источники:

1. Болданова, Е. В. Оценка трофности озера Байкал с использованием дистанционного зондирования / Е. В. Болданова // Географический вестник. — 2022. — № 2. — С. 73–89. [Электронный ресурс]. URL: <https://press.psu.ru/index.php/geogr/article/view/5552> (дата обращения: 20.07.2026).
2. Жаданова, П. Д. Влияние выбора данных спутников Landsat 8/9 и Sentinel-2A/2B на результаты определения мутности воды в приустьевых зонах рек / П. Д. Жаданова, О. Ю. Лаврова // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. — 2024. — Т. 21, № 3. — С. 244–265. [Электронный ресурс]. URL: http://d33.infospace.ru/jr_d33/2024v21n3/244-265.pdf (дата обращения: 20.07.2026).
3. Лаврова, О. Ю. Сопоставление параметров плуомов рек Сулак и Терек на основе спутниковых данных и измерений in situ / О. Ю. Лаврова, К.

Р. Назирова, Я. О. Алферьева [и др.] // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. — 2022. — Т. 19, № 5. — С. 264–283. [Электронный ресурс]. URL: http://d33.infospace.ru/jr_d33/2022v19n5/264-283.pdf (дата обращения: 20.07.2026).

4. Озарян, Ю. А. К вопросу оценки воздействия добычи россыпного золота на качество речной воды с помощью дистанционных методов / Ю. А. Озарян, Т. А. Кожевникова, В. Е. Окладников // Горный информационно-аналитический бюллетень. — 2025. — № 12. — С. 91–101. [Электронный ресурс]. URL: https://giab-online.ru/files/Data/2025/12/12_2025_91-101.pdf (дата обращения: 20.07.2026).

5. Саввинов, Г. Н. Применение методов дистанционного зондирования для оценки экологической ситуации в бассейне верхнего течения реки Лена / Г. Н. Саввинов, В. С. Макаров // Природные ресурсы Арктики и Субарктики. — 2024. — Т. 29, № 2. — С. 248–258. [Электронный ресурс]. URL: <https://resar.elpub.ru/jour/article/view/408> (дата обращения: 20.07.2026).

6. Шерстобитов, Д. Н. Мониторинг развития сине-зелёных водорослей в Куйбышевском водохранилище при помощи индексов дистанционного зондирования Земли / Д. Н. Шерстобитов, В. В. Ермаков, В. Н. Пыстин, О. В. Тупицына // Вестник РУДН. Серия: Экология и безопасность жизнедеятельности. — 2023. — Т. 31, № 2. — С. 232–240. [Электронный ресурс]. URL: <https://journals.rudn.ru/ecology/article/view/35404> (дата обращения: 20.07.2026).

7. Breiman, L. Random Forests / L. Breiman // Machine Learning. — 2001. — Vol. 45, No. 1. — P. 5–32. [Электронный ресурс]. URL: <https://link.springer.com/article/10.1023/A:1010933404324> (дата обращения: 20.07.2026).

8. Dörnhöfer, K. Remote sensing for lake research and monitoring — Recent advances / K. Dörnhöfer, N. Oppelt // Ecological Indicators. — 2016. —

Vol. 64. — P. 105–122. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1470160X15007141> (дата обращения: 20.07.2026).

9. Gholizadeh, M. H. A comprehensive review on water quality parameters estimation using remote sensing techniques / M. H. Gholizadeh, A. M. Melesse, L. Reddi // *Sensors*. — 2016. — Vol. 16, No. 8. — Art. 1298. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/16/8/1298> (дата обращения: 20.07.2026).

10. Gorelick, N. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone / N. Gorelick, M. Hancher, M. Dixon [et al.] // *Remote Sensing of Environment*. — 2017. — Vol. 202. — P. 18–27. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425717302900> (дата обращения: 20.07.2026).

11. Hulley, G. C. Generating consistent land surface temperature and emissivity products between ASTER and MODIS data for Earth science research / G. C. Hulley, S. J. Hook // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. — 2011. — Vol. 49, No. 4. — P. 1304–1315. [Электронный ресурс]. URL: https://www.researchgate.net/publication/224176503_Generating_Consistent_Land_Surface_Temperature_and_Emissivity_Products_Between_ASTER_and_MODIS_Data_for_Earth_Science_Research (дата обращения: 20.07.2026).

12. McFeeters, S. K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features / S. K. McFeeters // *International Journal of Remote Sensing*. — 1996. — Vol. 17, No. 7. — P. 1425–1432. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431169608948714> (дата обращения: 20.07.2026).

13. Peterson, K. T. Deep learning-based water quality estimation and anomaly detection using Landsat-8/Sentinel-2 virtual constellation and cloud computing / K. T. Peterson, V. Sagan, J. J. Sloan // *GIScience & Remote Sensing*. — 2020. — Vol. 57, No. 4. — P. 510–525. [Электронный ресурс]. URL:

https://www.researchgate.net/publication/339915928_Deep_learning-based_water_quality_estimation_and_anomaly_detection_using_Landsat-8Sentinel-2_virtual_constellation_and_cloud_computing (дата обращения: 20.07.2026).

14. Richerson, P. J. Anthropogenic stressors and changes in the Clear Lake ecosystem as recorded in sediment cores / P. J. Richerson, T. H. Suchanek, R. A. Zierenberg [et al.] // *Ecological Applications*. — 2008. — Vol. 18, No. 8. — P. 225–238. [Электронный ресурс]. URL: https://www.researchgate.net/publication/273319620_Anthropogenic_stressors_and_changes_in_the_Clear_Lake_ecosystem_as_recorded_in_sediment_cores (дата обращения: 20.07.2026).

15. Sharp, S. L. Quantifying scales of spatial variability of cyanobacteria in a large, eutrophic lake using multiplatform remote sensing tools / S. L. Sharp, A. L. Forrest, K. Bouma-Gregson [et al.] // *Frontiers in Environmental Science*. — 2021. — Vol. 9. — Art. 612934. DOI: 10.3389/fenvs.2021.612934. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.frontiersin.org/journals/environmental-science/articles/10.3389/fenvs.2021.612934/full> (дата обращения: 20.07.2026).

16. Ulaby, F. T. Microwave Radar and Radiometric Remote Sensing / F. T. Ulaby, D. G. Long. — University of Michigan Press, 2014. [Электронный ресурс]. URL: <https://babel.hathitrust.org/cgi/pt?id=mdp.39015093623307> (дата обращения: 20.07.2026).

17. Xu, H. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery / H. Xu // *International Journal of Remote Sensing*. — 2006. — Vol. 27, No. 14. — P. 3025–3033. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/01431160600589179> (дата обращения: 20.07.2026).