

Автоматизированная классификация поверхности терруаров по паттернам спутниковых спектрограмм и базам почвенных проб

В. А. Орлов, А. А. Лукьянов

*Анапская зональная опытная станция виноградарства и виноделия — филиал
ФГБНУ «Северо-Кавказский федеральный научный центр садоводства,
виноградарства, виноделия», Анапа, 353456, Россия
E-mail: vitorl@yandex.ru*

Почвенные характеристики и климатические условия во многом определяют продуктивность и органолептические свойства винограда в пределах терруара. Терруары играют важную роль в сельском хозяйстве, особенно в виноградарстве, однако их типизация остаётся сложной задачей. Традиционные методы исследования почв, основанные на лабораторном анализе, требуют значительных трудозатрат, особенно при обследовании крупных территорий. В настоящем исследовании применяется метод автоматизированной классификации почвенных признаков терруаров на основе анализа паттернов нормализованных спектральных индексов в точках отбора почвенных проб. Для расчёта вегетационных и почвенных индексов использовались мультиспектральные данные дистанционного зондирования со спутника Sentinel-2 в сочетании с результатами агрохимического анализа. Обработка данных выполнялась с применением алгоритма случайного леса RF (*англ.* Random Forest), что обеспечило точность классификации на уровне 85–90 %. Спектральные индексы, отражающие содержание гумуса, глины, песка, щебня, солей, влажности и текстурные особенности почвы, рассчитывались на основе спектральных каналов Sentinel-2. Картографирование паттернов почвенной неоднородности выполнялось с использованием алгоритмов машинного обучения, реализованных в облачной платформе GEE (*англ.* Google Earth Engine). Показаны примеры успешного применения мультиспектральных спутниковых данных и ГИС-технологий для анализа почв в различных виноградарских регионах — Италии, Калифорнии, Чили, Аргентине и Краснодарском крае России. Результаты исследования позволяют выделять почвенные участки с различными физико-химическими свойствами, существенно влияющими на урожайность и качество винограда. Предлагаемый подход открывает новые возможности для автоматизированного мониторинга терруаров, сокращает затраты на полевые исследования и предоставляет виноградарям инструменты для оптимизации агротехники. Исследование подтверждает высокую эффективность использования пороговых значений спектральных индексов в сочетании с алгоритмом RF для цифровой классификации почвенной поверхности в агрономических задачах.

Ключевые слова: терруар, спектральные паттерны, спутниковая спектрограмма, дистанционное зондирование, почвенные пробы, машинное обучение, классификация

Одобрена к печати: 24.06.2025

DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-4-253-266

Введение

Концепция терруара играет ключевую роль в виноградарстве и виноделии, так как терруар представляет собой совокупность природных условий — климатических, геологических, рельефных и почвенных — определённой местности, которые придают уникальные характеристики выращиваемому винограду и производимому вину. Именно уникальная комбинация этих факторов отличает один терруар от другого, влияя на рост лозы и качественные показатели винограда. Почвенные характеристики вместе с погодными условиями являются ключевыми факторами терруара, определяющими продуктивность и качество винограда, а также его органолептические свойства. Этот принцип лежит в основе точного виноградарства, где пространственный анализ играет важную роль. Физико-химические свойства почвы, такие как содержание гумуса, гранулометрический состав, уровень эрозии и другие параметры, оказывают прямое влияние на питание виноградного растения и качество ягод. В пределах

одного виноградника различия в почвенных условиях могут привести к значительной вариативности урожайности, а также к изменениям содержания сахаров, кислотности и фенольных соединений в ягодах. Традиционно выделение терруарных зон проводилось экспертами на основе длительных наблюдений и анализа почвенно-климатических карт, однако такой подход субъективен и трудоёмок при необходимости исследовать большие площади виноградников (Van Leeuwen, Seguin, 2006).

Современные технологии позволяют проводить пространственный анализ терруаров с применением геоинформационных систем (ГИС), дистанционного зондирования Земли и методов машинного обучения, обеспечивая более объективное и оперативное зонирование виноградопригодных земель. В частности, автоматизированное дешифрирование данных Sentinel-2 успешно применяется для создания актуализированных карт-схем страт лесов на территории труднодоступных районов России, что демонстрирует потенциал спутниковых технологий в оценке сложных экосистем (Вечеров, 2019; Павлова, 2021). На основе спутниковых спектральных картограмм и алгоритмов машинного обучения можно оценивать такие параметры, как процентное содержание глины, песка, щебня и гумуса в почвенной поверхности, уровень влажности, степень эрозии и морфометрические показатели терруара. В 2023 г. проведено исследование, в котором использовались спутниковые данные для оценки агрономически важных свойств пахотных почв с учётом состояния их поверхности, что подчёркивает важность интеграции различных источников данных для повышения точности результатов (Прудникова и др., 2023). Оценка контрастности почвенного покрова по спутниковым данным Sentinel-2 также показала свою применимость для выявления неоднородностей в структуре почвенного покрова (Савин и др., 2021).

Геоинформационные системы в агропочвенных исследованиях предоставляют инструменты для интеграции, обработки, анализа и визуализации разнородных геоинформационных данных — от почвенных проб до спектральных характеристик подстилающей поверхности, метеоданных и ландшафтных параметров. Разработанная информационная система учёта динамики и прогноза свойств почвенного покрова подтверждает эффективность использования таких подходов для мониторинга изменений почвенной поверхности (Лапа и др., 2019). Геоинформационные системы в сочетании с данными дистанционного зондирования Земли позволяют проводить автоматизированное картографирование локальных почвенных характеристик, выявлять контуры спектральных пятен и определять динамику их изменений, что является важным инструментом для управления агротехникой виноградников (Орлов и др., 2024).

Например, в 2020 г. было проведено исследование, в котором использовались гиперспектральные данные для прогнозирования содержания органического углерода и текстуры почвы на виноградниках, продемонстрировавшее высокую точность таких прогнозов (Wang et al., 2020). В 2021 г. исследователи применили данные спутника Sentinel-2 для оценки состояния виноградников, включая анализ почвенной влажности и здоровья растений. Спектральные индексы, такие как нормализованный вегетационный индекс NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index) и индекс нормализованной водной поверхности NDWI (*англ.* Normalized Difference Water Index), активно используются для мониторинга вегетационного покрова и содержания влаги в почве (Hall et al., 2002). Вариант успешного применения многоспектральных изображений Sentinel-2 с учётом полос NIR (*англ.* Near-Infrared, ближний инфракрасный) и SWIR (*англ.* Short Wave Infrared, коротковолновый инфракрасный) для индексов NDMI (*англ.* Normalized Difference Moisture Index), MSI (*англ.* Moisture Stress Index) представлен в методологии оценки урожайности и качества ягод по влажности виноградного растения на примере коммерческих виноградников в Италии (Caruso, Palai, 2023).

В России также развиваются исследования, направленные на комплексную оценку неоднородности почвенного покрова с применением вегетационных индексов. Такие подходы позволяют более точно интерпретировать спутниковые данные и коррелировать их с наземными наблюдениями (Тимиргалеева и др., 2019). В 2022 г. с использованием данных дистанционного зондирования проведена инвентаризация 5535 виноградников Краснодарского края и Республики Крым с применением автоматических технологий

их обработки (<https://geonovosti.terratech.ru/upload/iblock/653/20o2jr9s6ofi590on9tbcua3rl4wlh09/VinogradarstvoRossii.pdf>). Эти исследования подчёркивают важность интеграции данных дистанционного зондирования Земли и ГИС для повышения точности картографирования терруаров и оптимизации управления виноградниками. М. Аммониаши с соавторами (Ammoniaci et al., 2021) обобщили передовые технологии в области точного виноградарства, отметив значительный потенциал комбинированного использования спутниковых данных и методов машинного обучения для автоматизации процессов мониторинга. Развитие методик спутникового картографирования почв также отмечено в публикации Н. Креспо с коллегами (Crespo et al., 2024), где представлены последние достижения в создании актуальных карт почвенных свойств для управления виноградниками. Авторы подчёркивают необходимость учёта многовременных данных для более точной интерпретации изменений в почвенном покрове. Особое внимание уделяется применению многовременных спутниковых изображений Sentinel-2 для картографирования терруаров виноградников. Б. Ортиани с соавторами (Ortuani et al., 2024) продемонстрировали эффективность данного подхода, используя данные Sentinel-2 для создания подробных карт терруаров, которые помогают выявить пространственные различия в почвенных условиях и их влияние на качество урожая. Автоматизированное распознавание почвенных паттернов с использованием глубокого обучения и данных Sentinel-2 показало высокую точность в классификации почвенных участков (Simón Sánchez et al., 2022). Этот метод позволяет существенно сократить количество полевых исследований и повысить достоверность получаемых результатов. Комплексный подход с использованием данных дистанционного зондирования и геопространственных инструментов становится ключевым направлением исследований при мониторинге состояния почвенных ресурсов в виноградарстве (Puig-Sirera et al., 2021). Методология дистанционного картирования пространственной изменчивости почвы с использованием высокоразрешающих спектральных изображений с беспилотного летательного аппарата и программного обеспечения ГИС является эффективным инструментом управления почвой на виноградниках терруара Кьянти Классико в Италии (Mucalo et al., 2024).

Таким образом, использование спутниковых данных и ГИС для оценки почвенных и вегетационных характеристик виноградников способствует оптимизации агротехнических мероприятий и повышению качества продукции, значительно снижает трудоёмкость полевых исследований.

Спутниковые мультиспектральные снимки Sentinel-2 с 13 спектральными каналами и пространственным разрешением 10 м фиксируют спектральные сигнатуры почвенно-растительного покрова, которые являются индикаторами гранулометрического состава почв, её влажности, растительного покрова и других характеристик местности. В настоящей работе под паттернами спектрограмм понимаются типичные профили спектрального отражения поверхности, которые повторяются на сходных участках и могут быть сопоставлены с определёнными параметрами почв, например, выявлены характерные спектрограммы чернозёмов разного типа по содержанию гумуса, глины, песка, щебня, соли. Физико-химический состав позволяет косвенно оценивать почвенные условия на больших площадях без необходимости сплошного отбора проб, но в то же время сходные спектральные признаки поверхности могут наблюдаться у разных по агрохимическим свойствам почвенных поверхностей. Использование исключительно почвенных проб хотя и обеспечивает точную информацию о почве, но не позволяет эффективно интерполировать эти данные на всю территорию насаждения без потери детализации. В проведённом исследовании комбинируются оба источника данных: результаты лабораторного анализа почв (точечные данные) и непрерывные по площади спектральные данные спутниковых наблюдений, что и обеспечивает более полное представление о терруаре виноградного насаждения.

Цель данного исследования — апробировать метод автоматизированной классификации почвенной поверхности в границах виноградного насаждения по спектральным паттернам в точках отбора проб данных из базы агрофизико-химических анализов почвенных проб. Для достижения этой цели решались следующие задачи: 1) сбор и подготовка необходимой информации (спутниковые изображения и результаты почвенных анализов) по выбранному

региону виноградарства; 2) выделение характерных спектральных паттернов, подготовка модели машинного обучения для классификации плантации по типу почвенной поверхности; 3) оценка точности машинной классификации площадей участков с полевыми данными; 4) визуализация средствами ГИС почвенной мозаики терруара.

Методы и объект исследования

В качестве входных данных использовалась отражательная способность почв по шести спектральным полосам Sentinel-2: B2, B3, B4, B8, B11, B12, охватывающим диапазоны видимого, ближнего и коротковолнового инфракрасного излучения (табл. 1). Эти полосы применяются для расчёта вегетационных и почвенных индексов, в частности: NDVI, SAVI (англ. Soil Adjusted Vegetation Index), CMR (англ. Canopy Moisture Index), NDSI (англ. Normalized Difference Sand Index), NDGI (англ. Normalized Difference Greenness Index), SOCI (англ. Soil Organic Carbon Index), BSI (англ. Bare Soil Index), SI (англ. Salinity Index), CI (англ. Crust Index). Предлагаемый подход основан на использовании комплекса спектральных и текстурных функций, а также функций расчёта дистанций, дополненных модифицированными вспомогательными слоями для создания бинарных масок. На их основе формируется сбалансированный набор обучающих данных, который затем применяется в алгоритме машинного обучения RF (англ. Random Forest) (Lasko et al., 2024). Этот подход успешно используется в виноградарстве для терруарного анализа (Hall, 2018). Классификатор обучался на выборке почвенных проб, отобранных на участках с открытой, не покрытой растительностью почвой, чтобы спектральные индексы отражали именно характеристики почвенного покрова.

Таблица 1. Характеристики некоторых полос съёмки Sentinel-2
(<https://custom-scripts.sentinel-hub.com/sentinel-2/bands/>)

№ полосы	Цвет	Разрешение, м/пиксель	Центральная длина волны, нм	Полоса пропускания, нм
B2	Синий (Blue)	10	490	65
B3	Зелёный (Green)	10	560	35
B4	Красный (Red)	10	665	30
B8	Ближний инфракрасный (NIR)	10	842	115
B11	Коротковолновый инфракрасный (SWIR1)	20	1610	90
B12	Коротковолновый инфракрасный (SWIR2)	20	2190	180

Визуализация и построение спектральных картограмм по нормализованным индексам были выполнены с использованием программы QGIS (англ. Quantum Geographic Information System) языка программирования JS (англ. JavaScript) (рис. 1, см. с. 257). Объект исследования — виноградопригодные земли Анапского района Краснодарского края. Методика включает применение алгоритма машинной классификации RF для распознавания участков почвенного покрова на основе их спектральных характеристик, а также физико-химических параметров, полученных в результате анализа почвенных проб. Обработка и анализ выполнялись в среде облачного сервиса GEE (англ. Google Earth Engine) (Орлов, Лукьянов, 2023). В качестве паттернов для обучения модели и верификации результатов классификации использовалась База данных карбонатных почв Анапского района Краснодарского края (Лукьянов и др., 2020), включающая пространственно-привязанные данные по типам и характеристикам почв.

Перед расчётом индексов изображения Sentinel-2 были предварительно калиброваны до уровня отражательной способности поверхности и приведены к единой шкале значений (от 0 до 1) с учётом атмосферной коррекции, встроенной в коллекцию COPERNICUS/S2_SR_HARMONIZED.

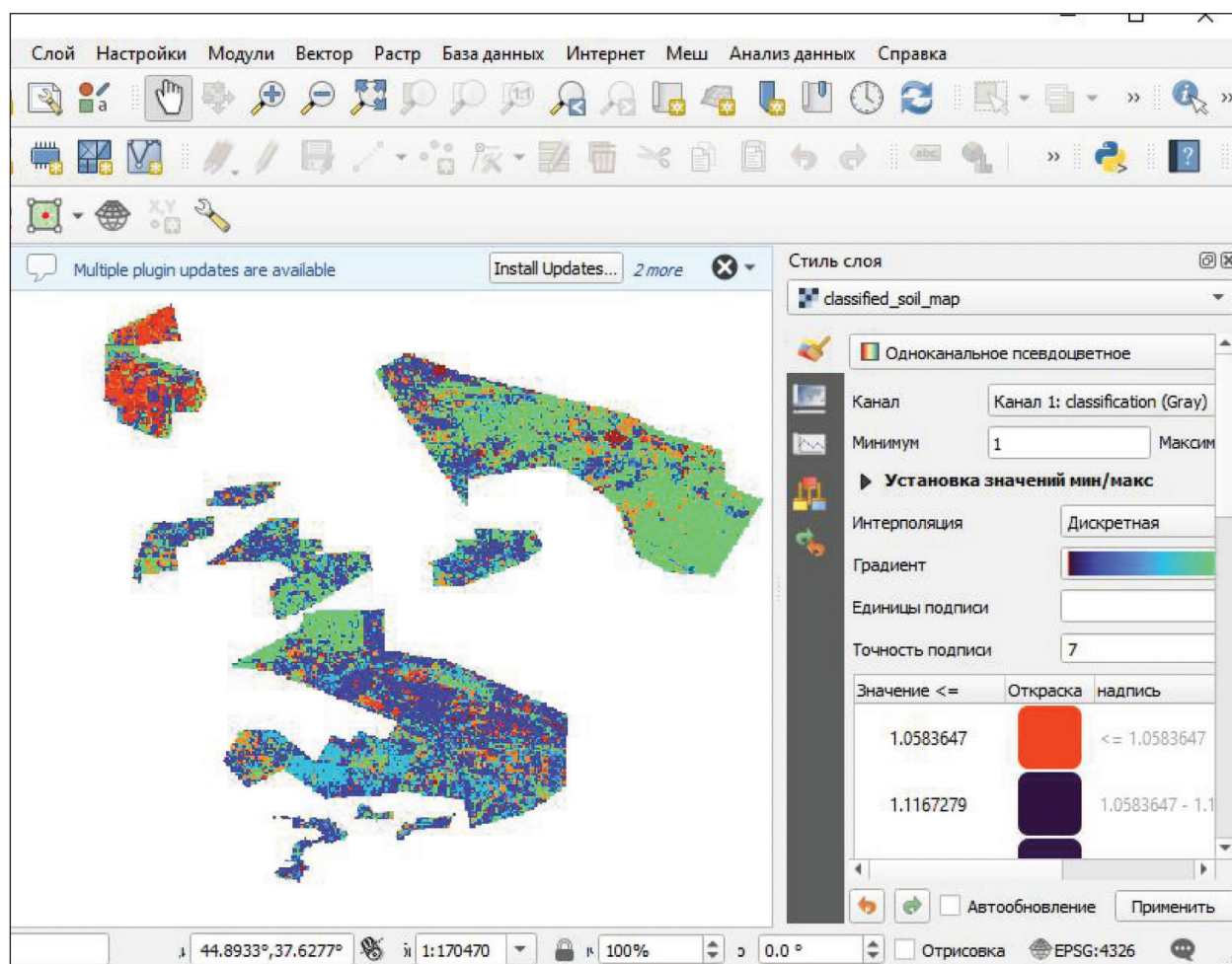


Рис. 1. Визуализация почвенных признаков виноградных насаждений в программе QGIS 3.28

Для повышения сопоставимости данных в многолетнем ряду использовались медианные композиции по сезонам 2021–2024 гг. и маскирование облачности по порогу индекса качества ($QA60 < 1$). Количество изображений после фильтрации 285. Обработка данных выполнена в GEE (Gorelick et al., 2017) с применением медианных композитов и z -нормализации. Все данные были приведены к географической системе координат WGS 84 (англ. World Geodetic System 1984) и перепроецированы в систему UTM (англ. Universal Transverse Mercator) в зоне 37N для точного сопоставления с координатами почвенных проб и сеткой классификации. Пространственное разрешение расчётов составляло 10 м/пиксель для B2–B4 и B8, 20 м/пиксель для B11 и B12 с последующей ресемплинг-интерполяцией до 10 м для унификации при расчёте индексов.

Результаты и обсуждение

На основе спектральных каналов Sentinel-2, их комбинаций и нормализованных индексов возможно автоматическое выделение почвенных контуров и расчёт их площади как для отдельных участков виноградных насаждений, так и для всего терруара (Eslava-Lecumberri, Jiménez Ballesta, 2024). Каждый компонент почвы имеет характерную спектральную подпись в пределах соответствующих диапазонов электромагнитного спектра, обусловленную содержанием органического вещества, минералов, влагой и другими физико-химическими параметрами. Основные диапазоны значений нормализованных спектральных индексов, соответствующие признакам виноградопригодных почв, приведены в табл. 2.

Таблица 2. Предельные значения спектральных индексов для признака почвы

Параметр почвы	Индекс							
	органического углерода почвы (SOCi)	корковых образований на поверхности почвы (CI)	песка (NDSI)	глины (CMR)	щебня (NDGI)	голой почвы (BSI)	влажности (NDWI)	солёности (SI)
Чернозём	>0,3	<0,4	<0,2	<0,8	<0,1	<0,1	<−0,1	<0,3
Карбонатная	<0,2	>0,6	<0,2	<0,8	<0,1	>0,4	<−0,1	>0,5 <0,8
Песчаная	<0,1	<0	>0,5	<0,6	<0,1	>0,3 ≤0,6	<−0,2	<0,4
Глинистая	>0,2	<0,4	<0,2	>1,2	<0,1	<0,2	<−0,1	<0,5
Каменистая	<0,1	<0,4	<0,2	<0,8	>0,4	>0,5	<−0,1	<0,6
Солончаковая	<0,1	<0,4	<0,2	<0,8	<0,1	>0,4	>0,2	≥0,7

Пороговые значения рассчитаны с использованием модели RF, обученной на базе почвенных проб, верифицированных по химическому анализу и спутниковым данным Sentinel-2 за 2018–2024 гг., и согласованы с результатами, опубликованными ранее (Bartholomeus et al., 2008; Becker et al., 2025; Ben-Dor et al., 2009; Mulder et al., 2011). Различия в спектральной отражательной способности паттернов почвенной поверхности обусловлены содержанием в верхнем слое гумуса, щебня, песка, глины, солей, уровнем гигроскопической влажности, а также степенью развития вегетативной массы виноградных растений.

Для выделения различных спектральных признаков почвы применялись нормализованные индексы:

- Глина имеет высокую отражательную способность в SWIR-диапазоне (~1,6–2,2 мкм), которая выражается через индекс CMR (Gomez et al., 2022); большие (>1,5) значения CMR указывают на повышенное содержание глинистой части, а низкие (<1,0) характерны для песчаных или каменистых почв.
- Песок обладает высокой отражательной способностью в видимом и NIR-диапазонах, которая выражается через индекс NDSI — его значения >0,5 указывают на песчаные почвы, а значения <0,2 характерны для глинистых почв (Secu et al., 2022).
- Щебень имеет высокую отражательную способность в NIR-диапазоне. Значения NDGI > 0,3 указывают на повышенное содержание щебня, значения NDGI < 0,1 характерны для почв с низким его содержанием (de Campos Assunção, 2021).
- Гумус выражается через индекс SOCi — комбинации видимого и SWIR-диапазонов (Thaler et al., 2019). Значения SOCi > 0,4 указывают на высокое содержание органического углерода, а значения <0,1 характерны для почв с низким содержанием органики.
- Влажность почвы оценивается через индекс NDWI: >0,2 — высокая влажность почвы; от 0 до 0,2 — умеренная влажность; <0 — низкая влажность или сухая почва.
- Соли хорошо выражаются индексом SI: если SI > 1,5, то это указывает на засоленные почвы, но SI < 1,0 характерен для незасоленных почв (Ramos et al., 2020).

По этим диапазонам нормализованных индексов параметры виноградных насаждений Анапского района (параметры почв терруаров) можно выделить по следующим признакам:

1. Чернозёмы обладают высокой отражательной способностью в NIR-области из-за высокого содержания гумуса, но имеют низкое отражение в видимой области. Чернозёмы способствуют активному и интенсивному развитию вегетативной массы виноградных растений — поэтому индекс NDVI показывает высокие значения 0,34–0,68.

2. Карбонатным почвам свойственно повышенное отражение в SWIR-области спектра из-за наличия карбонатов кальция (Хитров и др, 2021; Zeyada et al., 2023).

3. Суглинки обладают умеренной отражательной способностью в видимой и ближней инфракрасной областях спектра. Они хорошо различимы по текстуре на многоканальных

изображениях. Для их анализа применяют почвенные индексы, такие как NDSI (для песка), CMR (для глины) или BSI (для разделения типов почв).

4. Каменистые почвы обладают высокой отражательной способностью в видимой и ближней инфракрасной областях из-за наличия щебня. На виноградниках часто наблюдаются пятна с низкой вегетацией. Индекс BSI помогает выявлять участки с преобладанием камней. Он часто применяется в сочетании с NDGI для более точной классификации почвенных условий (Parra et al., 2023).

5. Солончаковые почвы имеют ярко выраженное отражение в красной и ближней инфракрасной областях из-за наличия растворимых солей. На спутниковых изображениях они имеют белёсый оттенок. Для оценки засоления использовался индекс SI.

Для автоматизированной классификации с обучением также применялись предельные диапазоны индексов для определения признаков почвы (табл. 3).

Для каждой категории использовались определённые обучающие образцы: спектральные данные пикселей, соответствующих точкам почвенных проб, попадающим в ту или иную категорию. Обучающая выборка включала вектор признаков, содержащий значения отражения в отдельных каналах Sentinel-2, а также агрохимические параметры (содержание гумуса, гранулометрический состав и др.). Объём данных был разделён в соотношении 70:30 на обучающую и тестовую выборки с сохранением пропорций классов.

После завершения обучения модель была применена для классификации всей исследуемой территории. Для каждого пикселя вычислялся спектральный вектор, который подавался на вход классификатору, и результат относился к одной из трёх категорий терруарного потенциала.

Данный подход позволяет дистанционно выявлять категории почвенных признаков и пространственно картографировать их изменчивость в границах виноградников. На основе обучающей выборки по почвенным пробам были построены тематические карты почвенных признаков терруаров Анапского района в сервисе GEE (рис. 2, см. с. 261) (<https://tars-e17ea.projects.earthengine.app/view/vineyardsoils>).

Так, коричневым цветом отображены тяжёлые суглинки — оптимальные для красных технических сортов; жёлтым — лёгкие песчаные почвы, пригодные для белых сортов; серым — каменистые участки, предпочтительные для высококачественного виноделия.

Каждый тип почвы определяется уникальным сочетанием компонентов:

- песок улучшает дренаж и воздухопроницаемость;
- глина обеспечивает удержание влаги и питательных веществ;
- гумус повышает плодородие и структуру;
- щебень способствует водоотведению;
- соли при избытке ограничивают рост;
- карбонаты формируют щелочную среду и влияют на доступность элементов питания.

Таким образом, условия почвенного покрова существенно определяют выбор сортов винограда. Каменистые и суглинистые почвы приоритетны для высококачественного виноделия; чернозёмы и карбонатные почвы — для интенсивного производства. Солончаковые и тяжёлые глинистые почвы могут использоваться при условии применения специализированных агротехнологий.

Солончаковые и тяжёлые глинистые почвы, хотя и являются менее предпочтительными для традиционного виноградарства, могут быть использованы при условии подбора подходящих сортов и применения современных агротехнологий (орошение, мульчирование, улучшение структуры почвы), индивидуального подхода к каждому участку на основе данных дистанционного зондирования и ГИС.

Анапский район Краснодарского края известен своими благоприятными условиями для выращивания винограда благодаря тёплому климату, близости к Чёрному морю и разнообразию почвенных условий. В Анапском районе чернозёмы распространены в северной части. Карбонатные почвы характерны для средней части района. Суглинки преобладают вдоль побережья. Каменистые почвы встречаются в гористых участках. Солончаковые почвы — в низменных зонах, где возможен застой воды.

Таблица 3. Спектральные признаки почвенной поверхности с индексами для цветовой классификации участков на картограмме

Почвенный признак	Глина, %	Песок, %	Щебень, %	Гумус, %	Вода, %	Спектральные характеристики	Основной и дополнительный индекс	Цвет на карте
Тяжёлый суглинок	60–80	10–30	0–10	4–7	0–5	Усиленное отражение в SWIR ^{2,4} ; высокая влагоудерживающая способность	CMR = SWIR1/SWIR2 > 0,6	Коричневый
Средний суглинок	30–60	30–50	0–15	3–6	0–5	Умеренное отражение в VIS ¹ и NIR ² ; текстурная дифференциация	CMR в пределах 0,8–1,2	Оранжевый
Песчаная/лёгкий суглинок	10–30	60–90	0–10	1–3	0–5	Низкое отражение в SWIR ^{1,3} , высокое — в VIS; светлые тона	NDSI > 0,5; BSI ≤ 0,6	Жёлтый
Каменистая почва	0–20	20–50	30–80	0–1	0–5	Сильное отражение в VIS и NIR; слабая вегетация	NDGI > 0,3; BSI > 0,4	Серый
Чернозём	20–50	10–40	0–10	3–6	0–10	Повышенное отражение в NIR; тёмные участки на снимках	SOCI > 0,3	Чёрный
Солончак	15–35	10–30	0–5	0–1	20–50	Сильное отражение в RED и NIR; светлые/белёные пятна	SI: 0,4–0,7 — среднее засоление; > 0,7 — солончаки	Синий
Карбонатная почва	10–40	10–30	15–50	1–4	0–5	Повышенное отражение в SWIR ² ; признак карбонатов кальция	CI = Red/SWIR2 > 0,6	Зелёный

П р и м е ч а н и е: Спектральные характеристики: VIS¹ — видимый спектр (B2–B4), NIR² — ближний инфракрасный (B8), SWIR^{1,3}, SWIR^{2,4} — коротковолновый инфракрасный (B11, B12). Основной и дополнительный индекс: CMR, NDSI, BSI, NDGI, SOCI, SI, CI — расчётные спектральные индексы, применяемые для количественной оценки фракционного состава и состояния почвы. Цвет на карте: цвета в таблице подобраны в соответствии с визуальными образами картограмм, формируемых в QGIS или GEE. Все значения (в %) — ориентировочные и подтверждены агрохимическими анализами баз данных, использованных в обучении модели (см. разд. «Методы»).

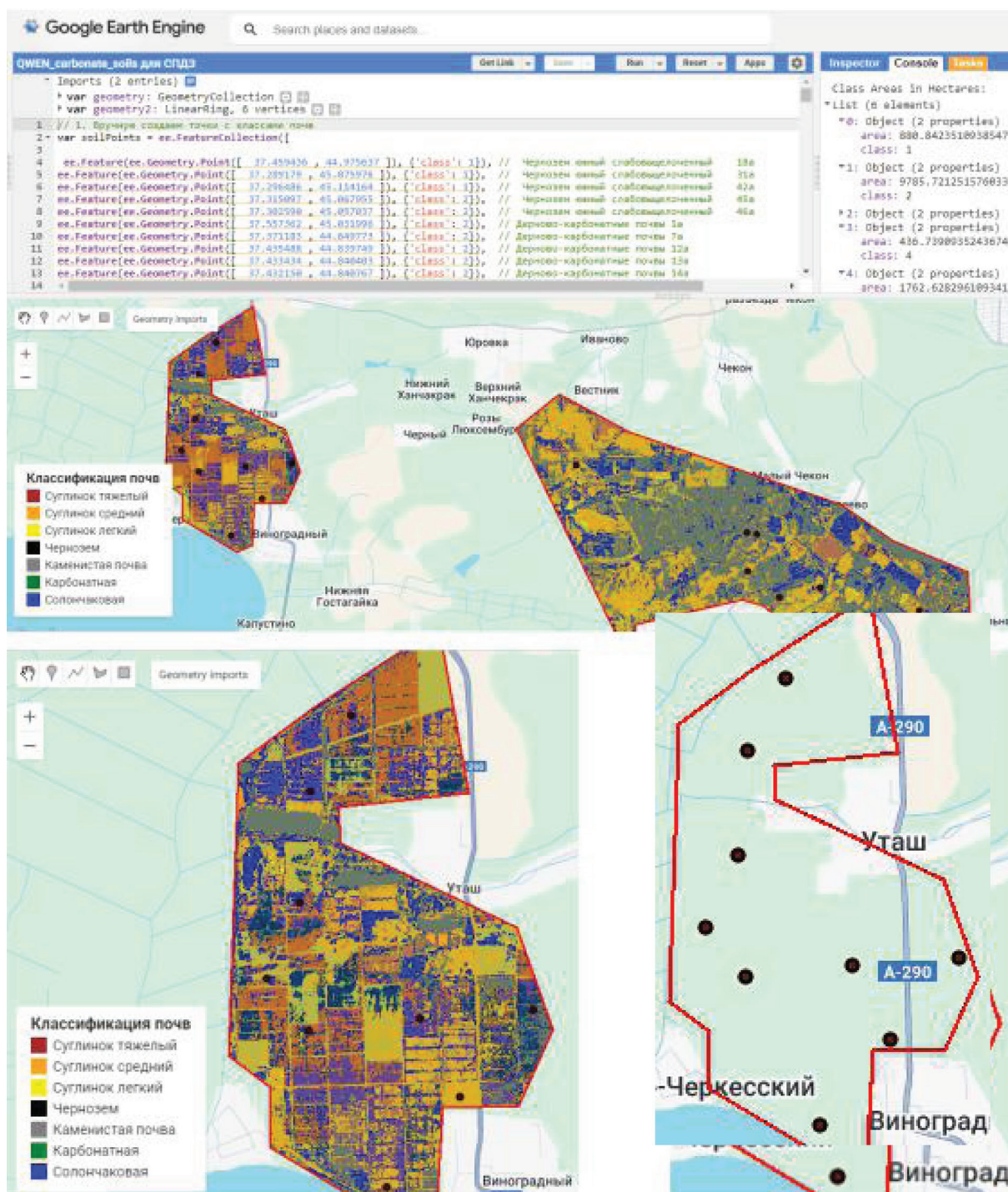


Рис. 2. Автоматизированная классификация почв виноградных насаждений по спектральным паттернам и точкам отбора почвенных проб (чёрные точки) в границах терруарного участка

В результате автоматизированной классификации была построена цифровая карта, отображающая три условных класса терруарного потенциала:

- высокий потенциал (~40 % площади): чернозёмные аллювиально-делювиальные равнины, гумус ~3 %, pH 6,5–7,0, повышенное содержание подвижного фосфора и калия;
- средний потенциал (~35 %): склоны с менее плодородными почвами, гумус ~2 %, pH 7,0–7,5, возможна эрозия и дефицит влаги;
- низкий потенциал (~25 %): щелочные почвы (pH > 7,5), гумус <1 %, возможны карбонатный горизонт, застой влаги.

Точность модели по тестовой выборке составила 88 %.

- Для классов 1 и 2 точность превышала 90 % (основные ошибки — на границе между ними).

- Для третьего класса — 85 % (возможные путаницы с классом 2).

Коэффициент каппа больше 0,8 указывает на высокое согласование с эталонными данными и устойчивость модели.

Важно отметить:

- использование только спектральных данных снижало точность до ~75 %;
- использование только почвенных проб ограничено числом точек и не даёт непрерывной картины.

Комбинация спектральной информации с данными почвенного анализа обеспечивает высокоточную пространственную интерполяцию. Результаты классификации хорошо согласуются с агропочвенными картами и данными полевых обследований. Автоматическая методика не только подтверждает экспертные границы терруаров, но и выявляет их микроструктуру, ранее нефиксируемую в полевых условиях, благодаря высокому пространственному разрешению спутниковых снимков.

Заключение

Разработанные скрипты на основе данных Sentinel-2 и алгоритма обучения с учётом точек отбора почвенных проб позволяют автоматически классифицировать почвы Анапского района по спектральным паттернам с высокой точностью. Полученные результаты соответствуют общемировым тенденциям в области цифрового терруарного анализа и в то же время демонстрируют оригинальное решение, адаптированное к условиям отечественного виноградарства и доступной инфраструктуре дистанционного зондирования. Предложенный алгоритм классификации может быть применён в других виноградарских регионах при наличии аналогичных спектральных и почвенных данных, а также масштабирован на основе более детализированных источников (например, с использованием беспилотных летательных аппаратов) для внутрипольного и внутриквартального зонирования. В ходе исследования разработан и протестирован комплексный подход к автоматизированной классификации терруарных зон, основанный на интеграции нормализованных спектральных индексов с агрохимическими характеристиками почв. Применение алгоритма случайного леса позволило достичь высокой точности классификации — порядка 88 % на тестовой выборке. Это обеспечивает надёжное выделение участков с различным агропроизводственным потенциалом на основе объективных показателей. Сопоставление результатов показало, что интеграция почвенных проб с космическими данными позволила увеличить точность классификации на ~13 % по сравнению с использованием только спутниковых признаков, а также обеспечить более детализированное картографирование терруаров, недоступное при традиционном почвенном обследовании. В количественном выражении автоматизированное зонирование выявило три отчётливо выраженных класса терруарного потенциала, различающихся по содержанию гумуса (~6, ~3 и ~1 % соответственно) и другим ключевым параметрам плодородия. Эти данные согласуются с результатами полевых измерений и экспертной оценки, подтверждая валидность подхода. Практическая значимость проведённой работы заключается в возможности регулярного обновления картограмм терруаров, мониторинга деградационных процессов и принятия обоснованных решений по агротехническому планированию с учётом специфики каждого участка. Предложенный метод открывает перспективы внедрения цифрового виноградарства в зонах с высоким ландшафтным и почвенным разнообразием.

Литература

1. Вечеров В. В. Применение автоматизированного дешифрирования данных Sentinel-2 для создания актуализированных карт-схем страт ГИЛ на территории труднодоступных районов Российской Федерации // Лесохоз. информация. 2019. № 2. С. 5–14. DOI: 10.24419/LHI.2304-3083.2019.2.01.

2. Лана В. В., Матыченков Д. В., Азаренок Т. Н. Информационная система учета динамики и прогноза свойств почвенного покрова // Почвоведение и агрохимия. 2019. № 2(63). С. 7–15.
3. Лукьянов А. А., Петров В. С., Денисова Т. А. База данных карбонатных почв Анапского района Краснодарского края. Свидетельство о регистрации базы данных RU2020621941. 2020. Рег. 12.10.2020.
4. Орлов В. А., Лукьянов А. А. Оценочные признаки виноградопригодных земель по спектральным паттернам // Вестн. Казанского гос. аграрного ун-та. 2023. № 1(69). С. 29–37.
5. Орлов В. А., Лукьянов А. А., Михайловская О. И. Определение морфометрических показателей почвенной поверхности виноградного насаждения по спектральным каналам спутниковых изображений // Аграрная наука. 2024. № 10. С. 159–164. DOI: 10.32634/0869-8155-2024-10-159-164.
6. Павлова А. И. Применение вегетационных индексов для цифрового почвенного картографирования на основе космических снимков Sentinel-2 // Siberian J. Life Sciences and Agriculture. 2021. Т. 13. № 6. С. 119–131. DOI: 10.12731/2658-6649-2021-13-6-119-131.
7. Прудникова Е. Ю., Савин И. Ю., Грубина П. Г. Спутниковая оценка агрономически важных свойств пахотных почв с учетом состояния их поверхности // Бюл. Почвенного ин-та имени В. В. Докучаева. 2023. № 115. С. 129–159. <https://doi.org/10.19047/0136-1694-2023-115-129-159>.
8. Савин И. Ю., Савенкова Е. В., Кучер Д. Е. и др. Оценка контрастности почвенного покрова пахотных угодий по спутниковым данным Sentinel-2 // Почвоведение. 2021. № 11. С. 1295–1305. DOI: 10.31857/S0032180X21110125.
9. Тимиргалеева Р. Р., Гришин И. Ю., Рыбалко Е. А. Анализ методов дистанционной диагностики плодородия виноградных агроценозов // Дистанционные образовательные технологии: Материалы 4-й Всероссийской научно-практической конф. (с международным участием) / под ред. В. Н. Тарана. Ялта: ООО «Изд-во Типография «Ариал», 2019. С. 331–338.
10. Хитров Н. Б., Горохова И. Н., Панкова Е. И. Дистанционная диагностика содержания карбонатов в орошаемых почвах сухостепной зоны Волгоградской области // Почвоведение. 2021. № 6. С. 657–674. DOI: 10.31857/S0032180X21060071.
11. Ammoniaci M., Kartsiotis S.-P., Perria R., Storchi P. State of the art of monitoring technologies and data processing for precision viticulture // Agriculture. 2021. V. 11. No. 3. Article 201. DOI: 10.3390/agriculture11030201.
12. Bartholomeus H. M., Schaepman M. E., Kooistra L. et al. Spectral reflectance based indices for soil organic carbon quantification // Geoderma. 2008. V. 145. No. 1–2. P. 28–36. DOI: 10.1016/j.geoderma.2008.01.010.
13. Becker S. J., Maloney M. C., Griffin A. W. H. et al. Bare ground classification using a spectral index ensemble and machine learning models optimized across 12 international study sites // Geocarto Intern. 2025. V. 40. No. 1. Article 2465452. DOI: 10.1080/10106049.2025.2465452.
14. Ben-Dor E., Chabrillat S., Demattê J. A. M., Taylor G. R., Hill J., Whiting M. L., Sommer S. Using imaging spectroscopy to study soil properties // Remote Sensing of Environment. 2009. V. 113. P. S38–S55.
15. Caruso G., Palai G. Assessing grapevine water status using Sentinel-2 images // Italus Hortus. 2023. V. 30. P. 70–79. DOI: 10.26353/j.itahort/2023.3.7079.
16. Crespo N., Pádua L., Santos J. A., Fraga H. Satellite remote sensing tools for drought assessment in vineyards and olive orchards: A systematic review // Remote Sensing. 2024. V. 16. No. 11. Article 2040. DOI: 10.3390/rs16112040.
17. de Campos Assunção J. M. S. Terrain classification using machine learning algorithms in a multi-temporal approach: Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores. Universidade NOVA de Lisboa, 2021. 24 p.
18. Eslava Lecumberri F. J., Jiménez Ballesta R. Delineating vineyard management zones: Intrafield spatial variability of soil properties of carbonate vineyard soils // European J. Soil Science. 2024. V. 75. No. 6. Article e70029. DOI: 10.1111/ejss.70029.
19. Gomez C., Vaudour E., Féret J.-B. et al. Topsoil clay content mapping in croplands from Sentinel-2 data: Influence of atmospheric correction methods across a season time series // Geoderma. 2022. V. 423. Article 115959. DOI: 10.1016/j.geoderma.2022.115959.
20. Gorelick N., Hancher M., Dixon M. et al. Google Earth Engine: Planetary scale geospatial analysis for everyone // Remote Sensing of Environment. 2017. V. 202. P. 18–27. DOI: 10.1016/j.rse.2017.06.031.
21. Hall A. Remote sensing applications for viticultural terroir analysis // Elements: An Intern. Magazine of Mineralogy, Geochemistry, and Petrology. 2018. V. 14. No. 3. P. 185–190. DOI: 10.2138/gselements.14.3.185.
22. Hall A., Lamb D. W., Holzapfel B. P., Louis J. The use of remote sensing and GIS technologies to monitor and manage vineyard uniformity // Australian J. Grape and Wine Research. 2002. V. 8. No. 2. P. 163–174. DOI: 10.1111/j.1755-0238.2002.tb00208.x.

23. *Lasko K., O'Neill F. D., Sava E.* Automated mapping of land cover type within international heterogeneous landscapes using Sentinel-2 imagery with ancillary geospatial data // *Sensors*. 2024. V. 24. No. 5. Article 1587. DOI: 10.3390/s24051587.
24. *Mucalo A., Matic D., Moric-Spanic A., Čagalj M.* Satellite solutions for precision viticulture: Enhancing sustainability and efficiency in vineyard management // *Agronomy*. 2024. V. 14. No. 8. Article 1862. DOI: 10.3390/agronomy14081862.
25. *Mulder V. L., Bartholomeus H., van der Werff H. et al.* Estimating soil organic carbon across an agricultural area in the Netherlands using hyperspectral reflectance data // *Soil Science Society of America J.* 2011. V. 75. No. 6. P. 2215–2225. DOI: 10.2136/sssaj2011.0052.
26. *Ortuani B., Mayer A., Bianchi D. et al.* Effectiveness of management zones delineated from UAV and Sentinel-2 data for precision viticulture applications // *Remote Sensing*. 2024. V. 16. No. 4. Article 635. DOI: 10.3390/rs16040635.
27. *Parra F., González J., Chacón M., Marín M.* Modeling and evaluation of the susceptibility to landslide events using machine learning algorithms in the province of Chañaral, Atacama region, Chile // *Sustainability*. 2023. V. 15. No. 24. Article 16806. DOI: 10.3390/su152416806.
28. *Puig-Sirera À., Antichi D., Raffa D. W., Rallo G.* Application of remote sensing techniques to discriminate the effect of different soil management treatments over rainfed vineyards in Chianti terroir // *Remote Sensing*. 2021. V. 13. No. 4. Article 716. DOI: 10.3390/rs13040716.
29. *Ramos T. B., Castanheira N., Oliveira A. R. et al.* Soil salinity assessment using vegetation indices derived from Sentinel-2 multispectral data: application to Lezíria Grande, Portugal // *Agricultural Water Management*. 2020. V. 241. Article 106387. DOI: 10.1016/j.agwat.2020.106387.
30. *Secu C. V., Stoleriu C. C., Lesenciuc C. D., Ursu A.* Normalized Sand index for identification of bare sand areas in temperate climates using Landsat images, application to the South of Romania // *Remote Sensing*. 2022. V. 14. No. 15. Article 3802. DOI: 10.3390/rs14153802.
31. *Simón Sánchez A. M., González-Piqueras J., de la Ossa L., Calera A.* Convolutional neural networks for agricultural land use classification from Sentinel-2 image time series // *Remote Sensing*. 2022. V. 14. No. 21. Article 5373. DOI: 10.3390/rs14215373.
32. *Thaler E. A., Larsen I. J., Yu Q.* A new index for remote sensing of soil organic carbon based solely on visible wavelengths // *Soil Science Society of America J.* 2019. V. 83. No. 5. P. 1443–1450. DOI: 10.2136/sssaj2018.09.0318.
33. *Van Leeuwen C., Seguin G.* The concept of terroir in viticulture // *J. Wine Research*. 2006. V. 17. No. 1. P. 1–10. DOI: 10.1080/09571260600633135.
34. *Wang Q., Liu X., Li Z.* Hyperspectral remote sensing for soil organic carbon estimation in vineyards: A review // *Sensors*. 2020. V. 20. No. 19. Article 5548. DOI: 10.3390/s20195548.
35. *Zeyada A. M., Al-Gaadi K. A., Tola E. K. et al.* Sentinel-2 satellite imagery application to monitor soil salinity and calcium carbonate contents in agricultural fields // *Phyton*. 2023. V. 92. No. 5. DOI: 10.32604/phyton.2023.027267.

Automated classification of terroir surface based on satellite spectral patterns and soil sample databases

V. A. Orlov, A. A. Lukyanov

*Anapa Zonal Experimental Station for Viticulture and Winemaking — Branch of North
Caucasian Federal Scientific Center for Horticulture, Viticulture, and Winemaking
Anapa 353456, Russia
E-mail: vitorl@yandex.ru*

Soil characteristics and climatic conditions largely determine the productivity and organoleptic qualities of grapes within a terroir. Terroirs play a pivotal role in agriculture, especially viticulture; however, their typification remains a challenging task. Traditional soil investigation methods — based on laboratory analysis — are labor-intensive, particularly when surveying extensive areas. This study employs an automated method for classifying terroir soil attributes through the analysis of normalized spectral index patterns at soil sampling sites. Vegetation and soil indices were calculated using multispectral satellite data from Sentinel-2 combined with agrochemical test results. Data processing was conducted using a Random Forest (RF) algorithm achieving classification accuracy levels of 85–90 %. Spectral

indices indicative of organic matter, clay, sand, stone, salinity, moisture, and soil texture were computed from Sentinel-2 bands. Soil heterogeneity mapping was performed using machine learning algorithms implemented in the cloud-based Google Earth Engine (GEE). The paper presents successful applications of multispectral satellite data and GIS technologies for soil analysis in various viticultural regions, including Italy, California, Chile, Argentina, and Krasnodar Krai of Russia. The results enable the identification of soil zones with different physicochemical properties that significantly affect grape yield and quality. The proposed approach opens new possibilities for automated terroir monitoring, reducing field research costs and providing viticulturists with tools to optimize agronomic practices. The study confirms the high effectiveness of using threshold-based spectral indices combined with RF algorithms for digital classification of soil surfaces in agronomic applications.

Keywords: terroir, spectral patterns, satellite spectrogram, remote sensing, soil samples, machine learning, classification

Accepted: 24.06.2025

DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-4-253-266

References

1. Vecherov V. V., Application of automated decoding of Sentinel-2 data for creation of updated map-schemes of GIL strata in hard-to-access regions of the Russian Federation, *Forestry Information*, 2019, No. 2, pp. 5–14 (in Russian), DOI: 10.24419/LHI.2304-3083.2019.2.01.
2. Lapa V. V., Matychenkov D. V., Azarenok T. N., Information system for monitoring dynamics and forecasting soil cover properties, *Pochvovedenie i agrokhimiya*, 2019, No. 2(63), pp. 7–15 (in Russian).
3. Lukyanov A. A., Petrov V. S., Denisova T. A., *Baza dannykh karbonatnykh pochv Anapskogo raiona Krasnodarskogo kraia* (Database of carbonate soils of the Anapa district, Krasnodar Territory), Certificate of database registration RU2020621941, 2020, Reg. 12.10.2020 (in Russian).
4. Orlov V. A., Lukyanov A. A., Evaluative features of vineyard-suitable lands based on spectral patterns, *Vestnik Kazanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta*, 2023, V. 1, pp. 69–37 (in Russian).
5. Orlov V. A., Lukyanov A. A., Mikhaylovskaya O. I., Determination of morphometric indicators of soil surface in vineyard plantations using satellite spectral channels, *Agrarnaya nauka*, 2024, No. 10, pp. 159–164 (in Russian), DOI: 10.32634/0869-8155-2024-387-10-159-164.
6. Pavlova A. I., Application of vegetation indices for digital soil mapping based on Sentinel-2 satellite imagery, *Siberian J. Life Sciences and Agriculture*, 2021, V. 13, No. 6, pp. 119–131 (in Russian), DOI: 10.12731/2658-6649-2021-13-6-119-131.
7. Prudnikova E. Yu., Savin I. Yu., Grubina P. G., Satellite based assessment of agronomically important properties of agricultural soils with consideration of their surface state, *Dokuchaev Soil Bull.*, 2023, No. 115, pp. 129–159 (in Russian), <https://doi.org/10.19047/0136-1694-2023-115-129-159>.
8. Savin I. Y., Savenkova E. V., Kucher D. E. et al., Evaluation of soil cover contrast of arable lands using Sentinel-2 satellite data, *Pochvovedenie*, 2021, No. 11, pp. 1295–1305 (in Russian), DOI: 10.31857/S0032180X21110125.
9. Timirgaleeva R. R., Grishin I. Y., Rybalko E. A., Analysis of remote diagnostic methods of fertility in vineyard agrocenoses, *Distantsionnye obrazovatel'nye tekhnologii: Materialy 4-i Vserossiiskoi nauchno-prakticheskoi konferentsii (s mezhdunarodnym uchastiem)* (Distance Learning Technologies: Materials of the 4th All-Russia Scientific and Practical Conference (with international participation), V. N. Taran (ed.), Yalta: OOO "Izd. Tipografiya "Ariol", 2019, pp. 331–338 (in Russian).
10. Khitrov N. B., Gorokhova I. N., Pankova E. I., Remote diagnosis of carbonate content in irrigated soils of the dry-steppe zone of Volgograd region, *Pochvovedenie*, 2021, No. 6, pp. 657–674 (in Russian), DOI: 10.31857/S0032180X21060071.
11. Ammoniaci M., Kartsiotis S.-P., Perria R., Storchi P., State of the art of monitoring technologies and data processing for precision viticulture, *Agriculture*, 2021, V. 11, No. 3, Article 201, DOI: 10.3390/agriculture11030201.
12. Bartholomeus H. M., Schaepman M. E., Kooistra L. et al., Spectral reflectance based indices for soil organic carbon quantification, *Geoderma*, 2008, V. 145, No. 1–2, pp. 28–36, DOI: 10.1016/j.geoderma.2008.01.010.
13. Becker S. J., Maloney M. C., Griffin A. W. et al., Bare ground classification using a spectral index ensemble and machine learning models optimized across 12 international study sites, *Geocarto Intern.*, 2025, V. 40, No. 1, Article 2465452, DOI: 10.1080/10106049.2025.2465452.
14. Ben-Dor E., Chabrillat S., Demattê J. A. M., Taylor G. R., Hill J., Whiting M. L., Sommer S., Using imaging spectroscopy to study soil properties, *Remote Sensing of Environment*, 2009, V. 113, pp. S38–S55.

15. Caruso G., Palai G., Assessing grapevine water status using Sentinel-2 images, *Italus Hortus*, 2023, V. 30, pp. 70–79, DOI: 10.26353/j.itahort/2023.3.7079.
16. Crespo N., Pádua L., Santos J. A., Fraga H., Satellite remote sensing tools for drought assessment in vineyards and olive orchards: A systematic review, *Remote Sensing*, 2024, V. 16, No. 11, Article 2040, DOI: 10.3390/rs16112040.
17. de Campos Assunção J. M. S., *Terrain classification using machine learning algorithms in a multi temporal approach: Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores*. Universidade NOVA de Lisboa, 2021, 24 p.
18. Eslava Lecumberri F. J., Jiménez Ballesta R., Delineating vineyard management zones: Intrafield spatial variability of soil properties of carbonate vineyard soils, *European J. Soil Science*, 2024, V. 75, No. 6, Article e70029, DOI: 10.1111/ejss.70029.
19. Gomez C., Vaudour E., Féret J.-B. et al., Topsoil clay content mapping in croplands from Sentinel-2 data: Influence of atmospheric correction methods across a season time series, *Geoderma*, 2022, V. 423, Article 115959, DOI: 10.1016/j.geoderma.2022.115959.
20. Gorelick N., Hancher M., Dixon M. et al., Google Earth Engine: Planetary scale geospatial analysis for everyone, *Remote Sensing of Environment*, 2017, V. 202, pp. 18–27, DOI: 10.1016/j.rse.2017.06.031.
21. Hall A., Remote sensing applications for viticultural terroir analysis, *Elements: An Intern. Magazine of Mineralogy, Geochemistry, and Petrology*, 2018, V. 14, No. 3, pp. 185–190, DOI: 10.2138/gselements.14.3.185.
22. Hall A., Lamb D. W., Holzapfel B. P., Louis J., The use of remote sensing and GIS technologies to monitor and manage vineyard uniformity, *Australian J. Grape and Wine Research*, 2002, V. 8, No. 2, pp. 163–174, DOI: 10.1111/j.1755-0238.2002.tb00208.x.
23. Lasko K., O'Neill F. D., Sava E., Automated mapping of land cover type within international heterogeneous landscapes using Sentinel-2 imagery with ancillary geospatial data, *Sensors*, 2024, V. 24, No. 5, Article 1587, DOI: 10.3390/s24051587.
24. Mucalo A., Matić D., Morić-Španić A., Čagalj M., Satellite solutions for precision viticulture: Enhancing sustainability and efficiency in vineyard management, *Agronomy*, 2024, V. 14, No. 8, Article 1862, DOI: 10.3390/agronomy14081862.
25. Mulder V. L., Bartholomeus H., van der Werff H. et al., Estimating soil organic carbon across an agricultural area using hyperspectral reflectance data, *Soil Science Society of America J.*, 2011, V. 75, No. 6, pp. 2215–2225, DOI: 10.2136/sssaj2011.0052.
26. Ortuani B., Mayer A., Bianchi D. et al., Effectiveness of management zones delineated from UAV and Sentinel-2 data for precision viticulture applications, *Remote Sensing*, 2024, V. 16, No. 4, Article 635, DOI: 10.3390/rs16040635.
27. Parra F., González J., Chacón M., Marín M., Modeling and evaluation of the susceptibility to landslide events using machine learning algorithms in the province of Chañaral, Atacama region, Chile, *Sustainability*, 2023, V. 15, No. 24, Article 16806, DOI: 10.3390/su152416806.
28. Puig-Sirera À., Antichi D., Raffa D. W., Rallo G., Application of remote sensing techniques to discriminate the effect of different soil management treatments over rainfed vineyards in Chianti terroir, *Remote Sensing*, 2021, V. 13, No. 4, Article 716, DOI: 10.3390/rs13040716.
29. Ramos T. B., Castanheira N., Oliveira A. R. et al., Soil salinity assessment using vegetation indices derived from Sentinel-2 multispectral data: application to Lezíria Grande, Portugal, *Agricultural Water Management*, 2020, V. 241, Article 106387, DOI: 10.1016/j.agwat.2020.106387.
30. Secu C. V., Stoleriu C. C., Lesenciu C. D., Ursu A., Normalized Sand index for identification of bare sand areas South of Romania, *Remote Sensing*, 2022, V. 14, No. 15, Article 3802, DOI: 10.3390/rs14153802.
31. Simón Sánchez A. M., González-Piqueras J., de la Ossa L., Calera A., Convolutional neural networks for agricultural land use classification from Sentinel-2 image time series, *Remote Sensing*, 2022, V. 14, No. 21, Article 5373, DOI: 10.3390/rs14215373.
32. Thaler E. A., Larsen I. J., Yu Q., A new index for remote sensing of soil organic carbon based solely on visible wavelengths, *Soil Science Society of America J.*, 2019, V. 83, No. 5, pp. 1443–1450, DOI: 10.2136/sssaj2018.09.0318.
33. Van Leeuwen C., Seguin G., The concept of terroir in viticulture, *J. Wine Research*, 2006, V. 17, No. 1, pp. 1–10, DOI: 10.1080/09571260600633135.
34. Wang Q., Liu X., Li Z., Hyperspectral remote sensing for soil organic carbon estimation in vineyards: a review, *Sensors*, 2020, V. 20, No. 19, Article 5548, DOI: 10.3390/s20195548.
35. Zeyada A. M., Al-Gaadi K. A., Tola E. K. et al., Sentinel-2 satellite imagery application to monitor soil salinity and calcium carbonate contents in agricultural fields, *Phyton*, 2023, V. 92, No. 5, DOI: 10.32604/phyton.2023.027267.