

МЕТОДИКА ОЦЕНКИ УРОЖАЙНОСТИ ВИНОГРАДНОГО НАСАЖДЕНИЯ ПО СПЕКТРАЛЬНЫМ ИНДЕКСАМ ПОЧВЕННЫХ ПАТТЕРНОВ**В. А. Орлов, А. А. Лукьянов, О. И. Михайловская, С. С. Михайловский**

Реферат. В статье представлена методика дистанционной оценки продуктивности виноградных агроценозов, основанная на анализе устойчивых спектральных паттернов почвенно-растительного покрова. Исследование выполнено на виноградниках Анапского района Краснодарского края с использованием временных рядов мультиспектральных данных спутников Sentinel-2. Ключевой задачей являлась разработка автоматизированного подхода к выделению почвенных паттернов, отражающих неоднородность терруара, и установление их связи с фактической урожайностью. Методология включает комплексный анализ вегетационных индексов (NDVI, SAVI, NDWI, ELI) в ключевые фенологические фазы, их статистическую корреляцию с агрохимическими свойствами почвы (содержание органического вещества, подвижного калия и фосфора, pH, карбонатность) и метеорологическими факторами. С применением алгоритмов машинного обучения осуществлена классификация пикселей изображений, позволившая выделить три устойчивых типа спектральных паттернов, соответствующих зонам высокого, среднего и низкого продуктивного потенциала. Результаты показали высокую зависимость урожайности от почвенных условий и влагообеспеченности выраженную через спектральные индексы. Наибольшая продуктивность ассоциирована с паттерном, характеризующимся повышенными значениями NDVI ($>0,55$) и SAVI ($>0,8$), а также умеренным водным стрессом NDWI ($> -0,5$). Разработано регрессионное уравнение для прогноза урожайности на основе индексов ($R^2 = 0,86$). Точность автоматизированного выделения почвенных паттернов составила 85–90% (каппа 0,78–0,84). Методика позволяет перейти к прецизионному управлению виноградниками, оптимизируя агротехнические мероприятия дифференцированно для каждой выделенной микрозоны, что является основой для повышения эффективности и устойчивости виноградарства.

Ключевые слова: дистанционное зондирование, виноградник, почвенные паттерны, спектральные индексы, урожайность, Sentinel, машинное обучение, точное земледелие, терруар, мониторинг.

Для цитирования: Методика оценки урожайности виноградного насаждения по спектральным индексам почвенных паттернов / В.А. Орлов, А.А. Лукьянов, О.И. Михайловская, С.С. Михайловский // Агробιοтехнологии и цифровое земледелие. 2025. № 4 (16). С. 30-39 <http://dx.doi.org/10.12737/2782-490X-2025-4-4-30-39>

Введение. Исследования, направленные на дистанционную оценку почвенного покрова, морфометрии терруаров и состояния виноградных агроценозов, в последние годы формируют самостоятельное научное направление на стыке почвоведения, геоинформатики, спектрального анализа и цифрового сельского хозяйства. Международные и российские публикации демонстрируют возрастающее внимание к использованию спутниковых мультиспектральных данных и алгоритмов машинного обучения для анализа свойств почв и выявления их внутриполевой неоднородности.

Ключевой технологической основой современного дистанционного анализа являются данные спутников Sentinel-2, Landsat 8/9, обеспечивающие высокую спектральную и пространственную детализацию. Показано, что спектральные характеристики каналов в красной и SWIR-областях демонстрируют высокую чувствительность к содержанию органического вещества, гранулометрическому составу, влажности и карбонатности почв [1, 2]. Ряд отечественных работ подтверждает перспективность использования Sentinel-2 для картирования контрастности пахотных почв и оценки дегумификации [3, 4]. Значительная часть международных исследований посвящена применению машинного обучения и глубинных

нейронных сетей для моделирования свойств почв. Использование алгоритмов Random Forest, SVM и ансамблевых моделей продемонстрировало высокую точность прогнозирования физических и химических параметров почвенного профиля [5]. Подходы, основанные на временных рядах спутниковых изображений, позволяют выделять устойчивые спектральные признаки почвенных паттернов и выявлять сезонную динамику показателей почв, а применение оптимизированных индексов и схем фильтрации заметно повышает точность классификации [6, 7].

Важное направление исследований связано с изучением морфометрии терруаров и влияния рельефа на пространственную неоднородность почвенно-растительного покрова. Многочисленные исследования показывают, что параметры рельефа — уклон, экспозиция, кривизна, длина склонов — существенно влияют на водный режим, развитие эрозии, распределение органического вещества и продуктивность виноградных кустов [8, 9]. Подтверждено, что интеграция данных цифровых моделей рельефа и мультиспектральной информации существенно повышает точность зонирования терруаров и выделения однородных участков [10].

Значительное внимание уделяется анализу

спектральных индексов. NDVI, SAVI, NDWI, BSI, а также специализированные почвенные индикаторы в SWIR-диапазоне позволяют оценивать степень деградации почв, динамику влажности, содержание органического вещества и солей [11], для виноградников эти показатели особенно важны. Исследования на территориях Южной Европы и Северной Африки демонстрируют высокую чувствительность мультиспектральных индексов к переувлажнению почв, деградации структуры и засолению [12, 13, 14]. Применение Sentinel-2 для оценки содержания гумуса и карбонатности также стало предметом ряда российских работ, что подтверждает актуальность подходов для условий Юга России [15].

В отечественной литературе отмечается рост публикаций, посвящённых дистанционной оценке состояния почв сельхозугодий. Это особенно важно для изучения терруаров, поскольку виноградные регионы юга России характеризуются карбонатными почвами, неоднородным рельефом и выраженными процессами деградации. Среди ключевых направлений выделяются:

1. Мониторинг дегумификации и почвенной контрастности. Исследования подтверждают, что мультиспектральные данные Sentinel-2 позволяют надёжно выделять участки с различным содержанием органического вещества [16, 17, 18];
2. Применение спектральных индексов для цифрового почвенного картографирования.



Рис.1 – Почвенные варианты участков №1-6, профиль рельефа: высоты участков №1 – 32 м, №2 – 26 м, №3 – 22 м, №4 – 22, №5 – 18 м, №6 – 31 м; расстояние 727 м; уклон средний 2,7%, максимальный 5,4%

В рамках исследования был сформирован репрезентативный массив данных, включающий 234 наблюдения агробιοлогических показателей с территории виноградника для метеорологической модели; специализированный

Использование NDVI, SAVI, NDWI и почвенных индексов демонстрирует высокую эффективность при определении почвенных типов и диагностике нарушений структуры почв [19, 20, 21].

Условия, материалы и методы. Объект исследования: виноградное насаждение 24 га Анапского района Краснодарского края (рис. 1). При анализе продуктивности виноградных насаждений использованы: фактическая урожайность (по данным полевого учёта); расчётная урожайность (по методике М. А. Лазаревского); метеорологические показатели — месячные и сезонные осадки (агрометеоро-логический бюллетень); вегетационные индексы: NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) - индекс здоровья растительности; SAVI - индекс, скорректированный на влияние почвы; NDWI - индекс водного стресса. Данные агрегированы по 2022-2025 годам и почвенным паттернам, сопоставлены между собой и проанализированы методом множественной регрессии.

Классификатор обучался на выборке почвенных проб, отобранных на участках с открытой, не покрытой растительностью почвой: гумус (по методу Тюрина), активный кальций (по методу Друино-Гале), реакция почвенной среды pH (ГОСТ 26423-85), подвижный фосфор и обменный калий (по методу Мачигина). Методика включает применение алгоритма машинного распознавания по спектральному паттерну, а также физико-химических параметров почвенных проб.

массив из 6 наблюдений по почвенным вариантам для модели спектральных индексов (510 наблюдений по 6 вариантам для каждого индекса за вегетационный период с 2022 по 2025 год).

Статистический анализ спектральных индексов для Варианта 1 (2022–2025 годы). Для демонстрации исходной динамики спектральных индексов, на основе которой были выведены их средние многолетние значения, в таблице представлена детальная статистика по Варианту 1 (почва). Аналогичные расчёты были проведены для всех шести почвенных вариантов. Усреднённые за многолетний период значения NDVI, NDWI и LAI (использованного при расчёте ELI) для каждого варианта приведены в сводной таблице 2 и были использованы в качестве константных предикторов в регрессионной модели урожайности (уравнение 2).

Первичная база данных включала

следующие параметры (табл. 1):

1. Зависимая переменная — урожайность виноградных кустов;
2. Независимые показатели: спектральные индексы (NDVI, NDWI, SAVI, ELI);
3. Метеорологические характеристики (осадки по месяцам);
4. Агрохимические показатели почв.

Урожайность: Статистика рассчитана по всем наблюдениям (кустам) за 4 года. Для вариантов 1–4 и 6 — по 10 кустов × 4 года = 50 наблюдений. Для Варианта 5 — 60 наблюдений (возможно, 15 кустов × 4 года).

Спектральные индексы (NDVI, NDWI, LAI): показана статистика, рассчитанная по данным дистанционного зондирования (Sentinel-2) за период 2022–2025 годы:

Таблица 1 – Описательная статистика вегетационных индексов NDVI, NDWI и LAI (как аналога/компонента ELI) для почвенного варианта 1 по ключевым фенологическим фазам

Год	Фаза (Месяц)	Параметр	NDVI	NDWI	LAI	Количество наблюдений (n)
2022	Июнь (пик вегетации)	Среднее	0.33	-0.22	0.72	3
		Ст. откл.	0.09	0.14	0.38	
		Min	0.24	-0.07	0.29	
		Max	0.41	-0.34	1.01	
	Июль (водный стресс)	Среднее	0.35	-0.31	0.89	10
		Ст. откл.	0.10	0.02	0.26	
		Min	0.04	-0.33	0.38	
		Max	0.40	-0.08	1.22	
2023	Июнь (пик вегетации)	Среднее	0.34	-0.19	0.83	6
		Ст. откл.	0.12	0.16	0.41	
		Min	0.17	-0.36	0.24	
		Max	0.47	0.03	1.18	
	Июль (водный стресс)	Среднее	0.29	-0.25	0.67	8
		Ст. откл.	0.16	0.11	0.47	
		Min	-0.05	-0.36	-0.23	
		Max	0.44	-0.02	1.24	
2024	Июнь (пик вегетации)	Среднее	0.42	-0.35	1.20	9
		Ст. откл.	0.05	0.04	0.21	
		Min	0.38	-0.44	0.96	
		Max	0.52	-0.31	1.61	
	Июль (водный стресс)	Среднее	0.34	-0.26	0.90	6
		Ст. откл.	0.12	0.15	0.36	
		Min	0.18	-0.38	0.32	
		Max	0.45	0.03	1.13	
2025	Июнь (пик вегетации)	Среднее	0.39	-0.32	1.07	11
		Ст. откл.	0.05	0.06	0.22	
		Min	0.33	-0.38	0.85	
		Max	0.45	-0.21	1.50	
	Июль (водный стресс)	Среднее	0.31	-0.28	0.80	16
		Ст. откл.	0.04	0.02	0.09	
		Min	0.28	-0.33	0.62	
		Max	0.40	-0.24	0.96	
2022 – 2025	Июнь (пик вегетации)	Среднее	0.38	-0.27	0.96	29
		Ст. откл.	0.08	0.10	0.33	
		Min	0.24	-0.44	0.24	
		Max	0.52	-0.07	1.61	
	Июль (водный стресс)	Среднее	0.32	-0.27	0.81	40
		Ст. откл.	0.10	0.08	0.31	
		Min	-0.05	-0.38	-0.23	
		Max	0.45	0.03	1.24	

Таблица 2 – Исходные данные для регрессионного анализа

Вариант	Вар. 1		Вар. 2		Вар. 3		Вар. 4		Вар. 5		Вар. 6	
Параметр	Сред	Ст. откл	Сред	Ст. откл	Сред	Ст. откл	Сред	Ст. откл	Сред	Ст. откл	Сред	Ст. откл
Урожайность (кг/куст)	3,04	0,94	2,59	1,11	2,57	1,15	3,15	1,49	2,46	1,04	3,37	1,05
NDVI (Июнь)	0,38	0,08	0,44	0,14	0,32	0,10	0,38	0,12	0,29	0,10	0,32	0,11
NDWI (Июль)	-0,27	0,08	-0,37	0,10	-0,30	0,08	-0,33	0,10	-0,27	0,08	-0,28	0,09
ELI	0,96	0,33	1,21	0,59	0,91	0,35	1,06	0,39	1,06	0,39	0,89	0,36
Осадки июнь (мм)	41	16	41	16	41	16	41	16	41	16	41	16
Осадки июль (мм)	22	8	22	8	22	8	22	8	22	8	22	8
Осадки август (мм)	28	14	28	14	28	14	28	14	28	14	28	14

Осадки: статистика рассчитана по (n=4) с июня по август для каждого года

Статистическая обработка данных проводилась с применением методов: множественной линейной регрессии, дисперсионного анализа, проверки мультиколлинеарности (VIF <10) тестов на нормальность распределения.

Качество построенных моделей подтверждается следующими показателями: коэффициент детерминации $R^2 = 0,86$ для модели спектральных индексов; $R^2 = 0,74$ для метеорологической модели. Значимость коэффициентов при $p < 0,05$. Достаточная мощность теста (0,92).

Результаты и обсуждения. Оценка урожайности виноградного насаждения по вариантам почвенных проб. Наиболее значимыми для урожайности виноградных растений, на исследованных шести почвенных участках, являются содержащийся в почве: подвижный калий, уровень pH почвы, подвижный фосфор, степень

карбонатности и содержание органического вещества. Химический состав почвы оказывает существенное влияние на растение винограда: подвижный калий ($r = +0,74$) — главный положительный фактор, подвижный фосфор ($r = +0,62$) — усиливает массу гроздей, карбонаты ($r = -0,58$) — снижают усвоение фосфора, pH 6,6–7,0 — оптимален для доступности питательных элементов. По уровню продуктивности почвенных паттернов выделены группы: А — с высокой урожайностью; стабильная продуктивность почв в группе В и наименее стабильные группа С — с дефицитом калия и фосфора, со средней или пониженной урожайностью. Группировка по продуктивности отражает потенциал почв в условиях климата юга России и может применяться при планировании агротехнических мероприятий (табл. 3).

Таблица 3 – Средняя урожайность по почвенным вариантам (слой 0-60 см)

Вариант почвенного участка	Фактическая ср. урожайность 2022-2025г.г., кг/куст	Расчётная ср. урожайность 2022-2025г.г., кг/куст	Группа продуктивности	pH	Содержание органического вещества %	Общие карбонаты %	Подвижный фосфор мг/100г почвы	Подвижный калий мг/100г почвы	Степень эродированности почв
«Вар. 6» ¹	3,37	4,32	А	7,5	1,7	9,1	2,6	27,3	слабосмытые
«Вар. 4» ²	3,15	3,72	В	6,9	1,4	0,0	3,8	9,0	средне- и слабосмытые
«Вар. 1» ³	3,04	3,45	В	6,4	1,9	0,0	6,4	28,7	слабосмытые
«Вар. 2» ⁴	2,59	3,22	С	6,6	1,0	3,3	3,5	8,0	сильносмытые
«Вар. 5» ⁵	2,46	3,20	С	7,4	1,5	2,8	2,6	13,3	сильносмытые
«Вар. 3» ⁶	2,57	3,09	С	7,5	1,6	5,3	1,6	18,7	средне-смытые

¹ Чернозем южный, переходный к чернозёму обыкновенному, сверхмощный, слабовыщелоченный, тяжелосуглинистый слабосмытый

² Чернозем южный выщелоченный мощный среднесуглинистый на лессовидных суглинках средне- и слабосмытый

³ Чернозем обыкновенный мощный глубоко солонцеватый, тяжелосуглинистый на гипсовых глинах слабосмытый

⁴ Чернозем южный карбонатный маломощный супесчаный на приморских песках сильносмытый

⁵ Чернозем южный карбонатный мощный среднесуглинистый суглинистый глубоко солонцеватый на лессовидных глинах сильносмытый

⁶ Чернозем обыкновенный мощный карбонатный тяжелосуглинистый среднесмытый

В проведенных почвенных и агробиологических исследованиях «Вариант 6» сохраняет устойчивое преимущество по урожайности, превышая остальные участки на 0,6–1,0 кг на куст. Разница особенно выражена по сравнению с «Вариант 2» и «Вариант 3», где урожайность ниже примерно на 25%. Данные варианты характеризуются повышенной щелочностью и меньшим содержанием подвижного калия и фосфора. Почва участка «Вариант 4» близка по продуктивности к «Вариант 6» и может рассматриваться как резервный участок аналогичного потенциала. Высокая вариабельность показателей внутри групп (std ≈ 1,5–2,0 кг/куст) снижает статистическую мощность тестов, в дальнейшем целесообразно увеличить число повторности (кустов) по каждой почве.

Расчетная урожайность часто моделируется на основе достаточности влаги в ключевые

вегетационные фазы (май-июль) и отсутствия экстремальных погодных явлений, так 2023 год — самый влажный, с пиком осадков в июне и высокой урожайностью; 2024–2025 годы — засушливые годы, особенно июнь-июль с частичным водным стрессом, 2025 год был самым засушливым из всех представленных лет (табл. 2). Наибольший дефицит осадков наблюдался в июле (18,5 мм) и июне (23,9 мм). Несмотря на низкое количество осадков, средняя урожайность сохранилась на приемлемом уровне (3,1 кг/куст). Лучшие результаты показали «Вариант 6» и «Вариант 4». Модель с осадками объясняет 70–74% вариации урожайности. Ключевой отрицательный фактор — избыточные осадки в июле, положительный — умеренные осадки в июне и августе, июльские осадки вызывают стресс, обусловленный переувлажнением (табл. 4).

Таблица 4 – Анализ влияние осадков на урожайность почвенных участков 2022 – 2025 годы

Год	Ап- рель	Май	Июнь	Июль	Сумма осадков	Средняя урожай- ность за год	«Вар. 1»	«Вар. 2»	«Вар. 3»	«Вар. 4»	«Вар. 5»	«Вар. 6»	
	мм					куст / кг							
2022	47,9	17,6	44,4	17,5	151,3	2,83	2,47	2,72	2,67	3,82	2,48	-	
2023	59,9	38,4	62,4	34,0	209,8	4,09	4,21	2,84	4,27	4,18	4,65	4,38	
2024	19,4	25,9	33,9	16,5	144,1	2,85	3,31	3,15	2,40	3,22	2,30	2,69	
2025	33,7	29,8	23,9	18,5	131,6	3,89	3,82	4,18	3,02	3,65	3,36	5,33	
Средняя урожайность по участкам за период 2025 годы, кг/куст							2022 –	3,45	3,22	3,09	3,72	3,20	4,13

Для оценки влияния осадков на фактическую урожайность виноградного насаждения за 2022 – 2025 годы построено регрессионное уравнение (1):

$$Y = 6,358 + 0,032 \times P_6 - 0,041 \times P_7 + 0,028 \times P_8, (1)$$

где Y — прогнозная урожайность (кг/куст); P₆, P₇, P₈ — сумма осадков (мм) в июне, июле и августе соответственно. Положительный коэффициент при P₆ (+0,032) свидетельствует о том, что июньские осадки благоприятно влияют на раннюю вегетацию и снижают водный стресс. Отрицательный коэффициент при P₇ (–0,041) указывает на то, что избыток влаги в июле вызывает переувлажнение. Положительный вклад августа (+0,028) отражает

влияние поздних вегетационных осадков, поддерживающих процессы накопления питательных веществ и формирования урожая. При осадках <180 мм за сезон наблюдается снижение урожая до 30%.

Коэффициенты корреляции урожайности виноградного растения с осадками и ГТК Селянинова почвенных участков оказались положительными для «Варианта 1, 3, 5 и 6» и отрицательными для «Варианта 2 и 4». Максимальная зависимость урожайности от метеоусловий – для «Вариант 3 и 5», а минимальное для «Вариант 2 и 4» (рис. 2). Коэффициент детерминации R² = 0,74 подтверждает статистическую значимость влияния осадков на продуктивность.

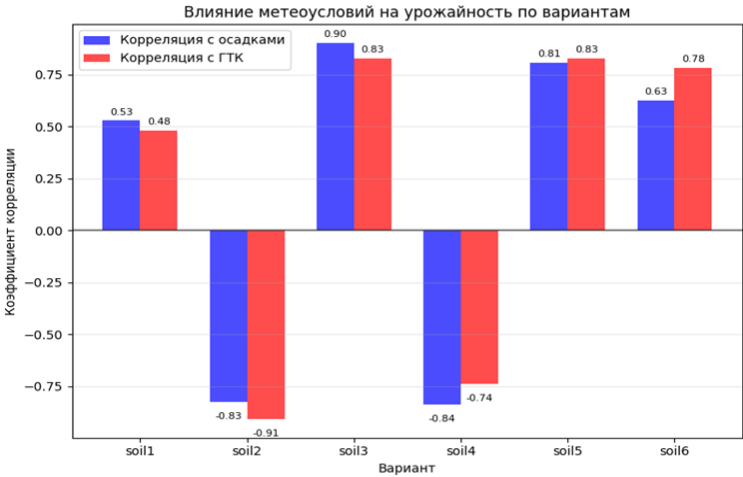


Рис. 2 – Корреляция с осадками и ГТК урожайности вариантов почвенных участков

Выделение почвенных паттернов по спектральным индексам. Для выделения спектральных паттернов и оценки состояния почвенно-растительного комплекса использованы индексы, подтверждённые в литературе и апробированные в рамках предыдущих исследований. Ключевым этапом формирования спектральных паттернов является построение программной модели, способной надёжно выделять устойчивые группы пикселей на основе многомерных сочетаний индексов. Обучающая выборка включала точки, соответствующие шести почвенным вариантам виноградника, которая представляет собой многомерный вектор из значений индексов в нескольких фенологических фазах. Полученные значения составили: общая точность — 85–90%; коэффициент каппа — 0,78–0,84. Пространственная структура паттернов (границы зон высокого, среднего и низкого потенциала) сохраняла стабильность. Это подтверждает, что модель выделяет не случайные аномалии, а устойчивые свойства территории. Анализ важности признаков показал следующие закономерности: SAVI — наиболее информативный показатель для фаз активного роста;

NDVI — ключевой параметр при оценке плотности кроны; NDWI — критичен для разделения участков по влагообеспеченности; ELI — позволяет локализовать зоны деградации почв, что особенно важно при склоновой эрозии. В разные фенологические фазы значения индексов NDVI, SAVI, NDWI и ELI изменяются неодинаково, что определяет их различную информативность для оценки почвенных паттернов (табл. 5). Корреляционный анализ показал следующие ключевые зависимости: NDVI ($r = 0,82–0,88$) — основной предиктор накопления биомассы и общего развития растения, который сильно коррелирует с урожайностью, но чувствителен к структуре почвы (альбедо); SAVI ($r = 0,84–0,89$) — наилучший предиктор урожайности отражает как плотность покрова, так и уровень влажности; NDWI ($r = 0,63–0,71$) — отражает обеспеченность влагой и тесно связан с массой грозди, особенно значим в июне–июле; ELI ($r = 0,75$) — показывает, что увеличение листового индекса прямо связано с ростом урожайности, надёжно характеризует деградацию и отрицательно коррелирует с продуктивностью.

Таблица 5 – Вегетационные индексы и их связь с урожайностью

Вариант	NDVI июнь активная вегетация	NDWI июль водный стресс	SAVI июнь пик вегетации	ELI	Расчетная урожай- ность, кг/куст
«Вар. 1»	0,56	–0,38	0,81	3,20	3,45
«Вар. 2»	0,46	–0,44	0,69	2,84	3,22
«Вар. 3»	0,43	–0,46	0,64	2,65	3,09
«Вар. 4»	0,52	–0,39	0,77	3,12	3,72
«Вар. 5»	0,44	–0,45	0,66	2,71	3,20
«Вар. 6»	0,59	–0,35	0,84	3,33	4,32
Корреляция с уро- жайностью	0,84	0,63	0,88	0,81	

Резкие падения NDVI часто сопровождаются снижением NDWI, значения которого становятся более отрицательными. Водный стресс является основным лимитирующим фактором, влияющим на продуктивность во все годы наблюдений, что определяется синхронными изменениями индексов NDVI и NDWI. При осадках менее 30 мм в июне наблюдался водный стресс, сопровождающийся снижением NDVI и урожайности. Критические пороги: NDVI $<0,55$ — начало угнетения; NDWI $<-0,50$ — водный стресс. Участки с NDWI $<-0,5$ показывают резкое падение урожайности. Это значит, что более 85% вариации урожайности объясняется совокупным влиянием трёх индексов (SAVI, NDWI, ELI). SAVI и NDVI — индексы первого порядка для оценки продуктивности виноградника, NDWI — индикатор водного баланса и риска засухи, ELI (или LAI) — показатель физиологического состояния кроны. Наибольшая урожайность достигается при сочетании SAVI $>0,8$, NDWI $>-0,4$, ELI $>3,1$, при падении NDWI ниже $-0,5$ урожайность снижается в среднем на 12–15%.

Для связи урожайности с вегетационными индексами по данным Sentinel-2 нами получено регрессионное уравнение (2):

$$Y = 2,18 \times NDVI + 0,87 \times NDWI + 0,41 \times ELI - 0,52, \quad (2)$$

Коэффициент детерминации $R^2 = 0,86$, коэффициенты корреляции (r) спектральных индексов с урожайностью составили: NDVI — 0,88;

NDWI — 0,63; ELI — 0,81. Сочетание значений NDVI $>0,5$, NDWI $>-0,4$, ELI $>1,5$ соответствует оптимальным условиям вегетации и максимальной продуктивности (рис. 3).

Анализ многолетних наблюдений выявил следующую закономерность — устойчивые многомерные паттерны формируются только при использовании комбинации данных нескольких фаз. Ранняя вегетация (апрель–май) — на этом этапе листовой аппарат ещё недостаточно развит, что приводит к снижению диагностической ценности NDVI, контраст между различными почвенными вариантами минимален. Однако именно в этот период начинают проявляться различия по NDWI — более влагоёмкие почвы демонстрируют увеличение содержания влаги в верхнем горизонте после весенних осадков. Период активного роста побегов (июнь) — это наиболее информативная фаза, так как в это время интенсивно формируется листовой аппарат и закладывается будущий урожай, SAVI достигает максимальной чувствительности, поскольку позволяет отделить влияние почвы от растительного покрова. Признаки фазы: максимальная дифференциация по NDVI и SAVI; стабильные значения NDWI; проявление локальных различий, связанных с началом водного стресса. Именно данные июня обеспечивают наилучшее качество выделения спектральных паттернов.

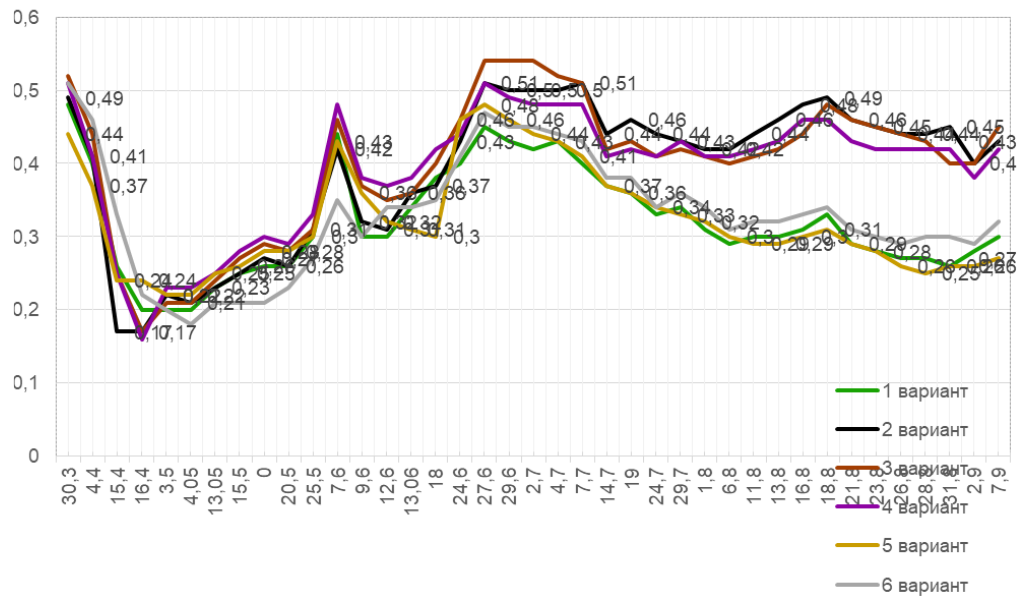


Рис. 3 – Изменение вегетационных индексов (ВИ) в течение вегетационного сезона для шести вариантов почвенных паттернов

В период созревания (июль–август) усиливается влияние дефицита влаги – NDWI становится ключевым параметром, отражая различия в запасах продуктивной влаги между почвенными вариантами. Параллельно возрастает вклад ELI благодаря усилению проявлений плоскостного и линейного смыва на склоновых участках. Основные наблюдения: NDWI снижает значения в зонах дефицита влаги; ELI увеличивается на участках с деградацией почвы; NDVI стабилизируется, но сохраняет пространственную структуру. Этот этап критически важен для идентификации почвенных паттернов для терруаров с низким потенциалом.

В предуборочный период (конец августа – сентябрь) индексы становятся более стабильными, и динамические процессы замедляются. Сезонные эффекты снижаются, что делает данные подходящими для уточнения границ выделенных паттернов. Особенности: NDVI стабилен и отражает итоговую развитость кроны растений; NDWI указывает долгосрочные различия по влагоёмкости; ELI фиксирует структурные изменения в растительном покрове.

Анализ показал, что устойчивые спектральные паттерны формируются при использовании

совокупности данных за апрель–сентябрь, где апрель–май дают базовые признаки почвенной влаги, июнь обеспечивает основную дифференциацию растительного покрова, июль–август усиливают различия по влагообеспеченности и эрозионным процессам, сентябрь стабилизирует структуру индексов. Такое комбинированное использование временных рядов позволило сформировать устойчивые многомерные кластеры, хорошо воспроизводимые на данных разных лет.

Таким образом, спектральный паттерн является интегральным индикатором, отражающим суммарное влияние природных и антропогенных факторов на физиологическое состояние растения и свойства почвы. В результате сочетаний индексов NDVI, SAVI, NDWI и ELI, выделены три устойчивых типа спектральных паттернов. Каждый из них отражает совокупность почвенных, морфометрических и водно-физических свойств участка, а также состояние виноградного растения в разные фенологические фазы. Полученные паттерны воспроизводятся из года в год, что указывает на стабильность почвенно-терруарных различий (табл. 6).

Таблица 6 – Сравнительная таблица спектральных паттернов почвенных участков

Тип паттерна	NDVI	SAVI	NDWI	ELI	Содержание органического вещества	pH	Характеристика
Высокий	0,70–0,85	0,60–0,75	–0,1–0,2	< 2,0	2–3 %	6,5–7,0	Чернозёмы, хорошее питание, отсутствие деградации
Средний	0,55–0,70	0,45–0,60	–0,3–0,1	2,0–3,5	1–2 %	7,0–7,5	Склоны с умеренным дефицитом влаги
Низкий	0,30–0,55	0,25–0,45	–0,5– –0,2	> 3,5	< 1 %	> 7,5	Щелочные почвы, деградация

Паттерн среднего потенциала (тип 2) – показывает умеренную продуктивность и чувствителен к изменениям режима влаги. Продуктивность: урожайность на 10–20% ниже, чем у паттерна 1; колебание массы гроздей ограничено диапазоном физических свойств почвы; наблюдается снижение NDWI в засушливые периоды; реакция лозы на агротехнические приёмы выражена сильнее. Этот паттерн является основой для адаптивного управления участками. При адекватном обеспечении влагой и питательными веществами он может давать стабильно высокий урожай, однако в неблагоприятные годы выраженность водного стресса приводит к снижению продуктивности. Паттерн 2 имеет средний потенциал, занимает промежуточное положение и характеризуется умеренным развитием виноградного куста и частичными ограничениями по влаге. Почвенно-экологические особенности: гумус 1–2%; pH 7,0–7,5 (нейтральная-слабощелочная реакция); наличие участков с умеренным смывом; сниженная влагоёмкость по сравнению с паттерном 1. Спектральные характеристики: NDVI средний, значения устойчивы, но ниже по уровню; SAVI отражает менее плотную структуру листового аппарата; NDWI сигнализирует о периодическом дефиците влаги; ELI увеличивается, что указывает на локальное проявление эрозии. Он включает участки, где природные характеристики являются удовлетворительными, но не оптимальными. Это может быть связано с микрорельефом, частичной деградацией структуры почвы или водными ограничениями.

Паттерн низкого потенциала (тип 3) – отражает неблагоприятные условия роста виноградного растения связанные с деградацией почвы, её смывом, низкой влагоёмкостью и повышенной щёлочностью. Продуктивность: урожайность на 30–45% ниже относительно паттерна 1; высокий процент недоразвитых гроздей; снижение коэффициента плодоношения; деградационные процессы ограничивают восстановление растения. Спектрально такие участки характеризуются низкими NDVI и

NDWI, а также высокими ELI. Почвенные особенности: содержание гумуса менее 1%; pH >7,5 (щелочная среда); признаки эрозии: оголение подпочвенного горизонта, размывы; ухудшенная структура почвы, снижение влагоудерживающих свойств. Спектральные признаки: NDVI низкий и неравномерный; SAVI показывает дефицит зелёной массы; NDWI фиксирует хронический водный дефицит; ELI повышен, отражая деградацию верхнего горизонта. Паттерн 3 соответствует зонам риска, где на продуктивность влияет совокупность дефляционно-эрозионных процессов, низкое содержание органического вещества и повышенная щёлочность. Эти участки требуют применения корректирующих мер, включая мульчирование, изменение агротехнических приёмов и внедрение мероприятий против эрозии.

Выделенные спектральные паттерны отражают не только различия в физических и химических свойствах почвы, но и реальные биологические показатели продуктивности виноградных насаждений. Проведённое сопоставление спектральных характеристик с агробиологическими данными позволило установить чёткую зависимость между типом паттерна и уровнем урожайности варианта участка.

Выводы. В результате проведенных исследований разработана методика автоматизированного выделения почвенных паттернов виноградного насаждения по спектральным индексам и данным агрофизико-химических анализов. На основе анализа вегетационных индексов (NDVI, SAVI, NDWI, ELI) выделены характерные спектральные паттерны, отражающие почвенные свойства и состояние насаждений. Обучена и применена модель машинного обучения для распознавания почвенной поверхности по спектральным паттернам, что позволило автоматизировать процесс выделения почвенных участков. Проведена статистическая верификация разработанных моделей. Модель урожайности на основе вегетационных индексов показала высокую точность ($R^2 = 0,86$).

Литература

1. 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: 10.32634/0869-8155-2024-387-10-159-164.
2. Орлов В.А., Лукьянов А.А. Оценочные признаки виноградопригодных земель по спектральным паттернам // *Вестник Казанского государственного аграрного университета*. 2023. Т. 1. С. 69.
3. Савин И.Ю., Савенкова Е.В., Кучер Д.Е. Оценка контрастности почвенного покрова пахотных угодий по спутниковым данным Sentinel-2 // *Почвоведение*. 2021. № 11. С. 1295-1305. doi: 10.31857/S0032180X21110125.
4. Прудникова Е.Ю., Савин И.Ю. Спутниковая оценка дегумификации пахотных почв в Саратовском Поволжье // *Почвоведение*. 2015. № 5. С. 597. doi: 10.7868/S0032180X1505007X.
5. Abdi A., Khormali F., Emamian V. Soil properties estimation using Sentinel-2 satellite data and machine learning algorithms: A case study in vineyard terrains // *Geoderma*. 2020. Vol. 365. P. 114178. doi: 10.1016/j.geoderma.2020.114178.
6. Тимиргалеева Р.Р., Гришин И.Ю., Рыбалко Е.А. Анализ методов дистанционной диагностики плодородия виноградных агроценозов // *Дистанционные образовательные технологии: Материалы IV Всероссийской научно-практической конференции (с международным участием), Посвящается 75-летию ГПА, Ялта, 16–21 сентября 2019 года* / Под ред. В.Н. Тарана. Ялта: ООО «Издательство Типография «Ариал», 2019. С. 331-338.
7. Becker S. J. et al. Bare ground classification using a spectral index ensemble and machine learning models optimized across 12 international study sites // *Geocarto International*. 2025. Т. 40. №. 1. С. 2465452.

8. Simón Sánchez A.M. et al. Convolutional neural networks for agricultural land use classification from Sentinel-2 image time series // *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14. № 21. P. 5373. doi: 10.3390/rs14215373.
9. 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 Journal*. 2019. Vol. 83. № 5. P. 1443-1450. doi: 10.2136/sssaj2018.09.0318.
10. Eslava-Lecumberri F.J., Jiménez-Ballesta R. Delineating vineyard management zones: Intrafield spatial variability of soil properties of carbonate vineyard soils // *European Journal of Soil Science*. 2024. Vol. 75. № 6. P. e70029. doi: 10.1111/ejss.70029.
11. Павлова А.И. Применение вегетационных индексов для цифрового почвенного картографирования на основе космических снимков Sentinel-2 // *Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture*. 2021. Т. 13, № 6. С. 119-131. doi: 10.12731/2658-6649-2021-13-6-119-131.
12. de Campos Assunção J.M.S. Terrain classification using machine learning algorithms in a multi-temporal approach A QGIS plug-in implementation: Universidade NOVA de Lisboa, 2021. doi: 10.3390/rs14153802.
13. Ramos T.B. et al. Soil salinity assessment using vegetation indices derived from Sentinel-2 multispectral data. application to Lezíria Grande, Portugal // *Agricultural Water Management*. 2020. Vol. 241. P. 106387. doi: 10.1016/j.agwat.2020.106387.
14. Abdi A., Khormali F., Emamian V. Soil properties estimation using Sentinel-2 satellite data and machine learning algorithms: A case study in vineyard terrains // *Geoderma*. 2020. Vol. 365. P. 114178. doi: 10.1016/j.geoderma.2020.114178.
15. Виноградарство России. 2022 Электронный ресурс. <https://geonovosti.terratech.ru/upload/iblock/653/20o2jr9s6ofi590on9tbcua3rl4w1h09/Vinogradarstvo-Rossii.pdf> / дата обращения 18.03.2025/
16. Eslava-Lecumberri F.J., Jiménez-Ballesta R. Delineating vineyard management zones: Intrafield spatial variability of soil properties of carbonate vineyard soils // *European Journal of Soil Science*. 2024. Vol. 75. № 6. P. e70029. doi: 10.1111/ejss.70029.
17. Zeyada A.M. et al. Sentinel-2 Satellite Imagery Application to Monitor Soil Salinity and Calcium Carbonate Contents in Agricultural Fields // *Phyton*. 2023. Vol. 92. № 5. doi: 10.32604/phyton.2023.027267.
18. Gomez C. et al. Topsoil clay content mapping in croplands from Sentinel-2 data: Influence of atmospheric correction methods across a season time series // *Geoderma*. 2022. Vol. 423. P. 115959. doi: 10.1016/j.geoderma.2022.115959.
19. Crespo N. et al. Satellite remote sensing tools for drought assessment in vineyards and olive orchards: A systematic review // *Remote Sensing*. 2024. Vol. 16. № 11. P. 2040. doi: 10.3390/rs16112040.
20. 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. Т. 24. №. 5. С. 1587. doi: 10.3390/s24051587
21. Ammoniaci M. et al. State of the art of monitoring technologies and data processing for precision viticulture // *Agriculture*. 2021. Vol. 11. № 3. P. 201. doi: 10.3390/agriculture11030201.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов. Финансирование работы отсутствовало.

Сведения об авторах:

Орлов Виталий Александрович – кандидат сельскохозяйственных наук, старший научный сотрудник лаборатории виноградарства и виноделия, e-mail: vitorl@yandex.ru
 Лукьянов Алексей Александрович – кандидат сельскохозяйственных наук, старший научный сотрудник, e-mail: azosviv@mail.ru
 Михайловская Олеся Ивановна – младший научный сотрудник лаборатории виноградарства и виноделия, e-mail: azosviv@mail.ru
 Михайловский Станислав Сергеевич – младший научный сотрудник лаборатории виноградарства и виноделия, e-mail: azosviv@mail.ru
 Анапская зональная опытная станция виноградарства и виноделия – филиал Северо-Кавказского федерального научного центра садоводства и виноградарства, Анапа, Россия.

A METHOD FOR ASSESSING VINEYARD PRODUCTIVITY BASED ON SPECTRAL INDICES OF SOIL PATTERNS

V. A. Orlov, A. A. Lukyanov, O. I. Mikhaylovskaya, S. S. Mikhaylovskiy

Abstract. This article presents a method for remotely assessing of vineyard agroecosystem productivity based on the analysis of stable spectral patterns of the soil and vegetation cover. The study was conducted in vineyards of Anapa district of Krasnodar Krai using time series of multispectral data from Sentinel-2 satellites. The key objective was to develop an automated approach to identifying soil patterns reflecting terroir heterogeneity and establishing their relationship with actual yield. The methodology includes a comprehensive analysis of vegetation indices (NDVI, SAVI, NDWI, ELI) during key phenological phases, their statistical correlation with soil agrochemical properties (soil organic matter content, mobile phosphorus and potassium, pH, carbonate levels) and meteorological factors. Machine learning algorithms were used to classify image pixels, identifying three stable types of spectral patterns corresponding to zones of high, medium and low productive potential. The results showed a strong dependence of crop yield on soil conditions and moisture availability, expressed through spectral indices. The highest productivity is associated with a pattern characterized by elevated NDVI (>0.55) and SAVI (>0.8) values, as well as moderate water stress NDWI (>-0.5). A regression equation for crop yield forecasting based on these indices was developed ($R^2 = 0.86$). The accuracy of automated soil pattern extraction was 85-90% (kappa 0.78-0.84). This method enables precision vineyard management by optimizing agronomic measures differentially for each identified microzone, which is the basis for increasing the efficiency and sustainability of viticulture.

Key words: remote sensing, vineyard, soil patterns, spectral indices, productivity, Sentinel, machine learning, precision farming, terroir, monitoring.

For citation: A method for assessing vineyard productivity based on spectral indices of soil patterns / Orlov V.A., Lukyanov A.A., Mikhaylovskaya O.I., Mikhaylovskiy S.S. // *Agrobiotechnologies and digital farming*. 2025; 4 (16). 30-39 p. <http://dx.doi.org/10.12737/2782-490X-2025-4-4-30-39>

References

1. Orlov VA, Lukyanov AA, Mikhaylovskaya OI. [Determination of morphometric indicators of the soil surface of vineyard plantations using spectral channels of satellite images]. *Agrarnaya nauka*. 2024; 10. 159-164 p. doi: 10.32634/0869-8155-2024-387-10-159-164.
2. Orlov VA, Lukyanov AA. [Evaluative characteristics of vine-suitable lands based on spectral patterns]. *Vestnik Kazanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta*. 2023; Vol.1. 69 p.
3. Savin IYu, Savenkova EV, Kucher DE. [Assessment of soil cover contrast of arable lands using Sentinel-2 satellite data]. *Pochvovedenie*. 2021; 11. 1295-1305 p. doi: 10.31857/S0032180X21110125.
4. Prudnikova EYu, Savin IYu. [Satellite assessment of arable soil dehumification in Saratov Volga region]. *Pochvovedenie*. 2015; 5. 597 p. doi: 10.7868/S0032180X1505007X.
5. Abdi A, Khormali F, Emamian V. Soil properties estimation using Sentinel-2 satellite data and machine learning algorithms: A case study in vineyard terrains. *Geoderma*. 2020; Vol.365. 114178 p. doi: 10.1016/j.geoderma.2020.114178.
6. Timirgaleeva RR, Grishin IYu, Rybalko EA. [Analysis of remote diagnostics methods of fertility grape agroecosystems. Distance educational technologies]. *Materialy IV Vserossiyskoy nauchno-prakticheskoy konferentsii (s mezhdunarodnym uchastiem), posvyashchaetsya 75-letiyu GPA, Yalta, 16-21 sentyabrya 2019 goda*. Editorship V.N. Taran. Yalta: OOO Izdatelstvo Tipografiya "Arial". 2019; 331-338 p.
7. Becker SJ. Bare ground classification using a spectral index ensemble and machine learning models optimized across 12 international study sites. *Geocarto International*. 2025; Vol.40. 1. 2465452 p.
8. Simon Sanchez AM. Convolutional neural networks for agricultural land use classification from Sentinel-2 image time series. *Remote Sensing*. 2022; Vol.14. 21. 5373 p. doi: 10.3390/rs14215373.
9. Thaler EA, Larsen IJ, Yu Q. A new index for remote sensing of soil organic carbon based solely on visible wavelengths. *Soil Science Society of America Journal*. 2019; Vol.83. 5. 1443-1450 p. doi: 10.2136/sssaj2018.09.0318.
10. Eslava-Lecumberri FJ, Jimenez-Ballesta R. Delineating vineyard management zones: Intrafield spatial variability of soil properties of carbonate vineyard soils. *European Journal of Soil Science*. 2024; Vol.75. 6. e70029 p. doi: 10.1111/ejss.70029.
11. Pavlova AI. [Application of vegetation indices for digital soil mapping based on Sentinel-2 satellite images]. *Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture*. 2021; Vol.13. 6. 119-131 p. doi: 10.12731/2658-6649-2021-13-6-119-131.
12. de Campos Assuncao JMS. Terrain classification using machine learning algorithms in a multi-temporal approach A QGIS plug-in implementation: Universidade NOVA de Lisboa. 2021; doi: 10.3390/rs14153802.
13. Ramos TB. Soil salinity assessment using vegetation indices derived from Sentinel-2 multispectral data. Application to Lezíria Grande, Portugal. *Agricultural Water Management*. 2020; Vol.241. 106387 p. doi: 10.1016/j.agwat.2020.106387.
14. Abdi A, Khormali F, Emamian V. Soil properties estimation using Sentinel-2 satellite data and machine learning algorithms: A case study in vineyard terrains. *Geoderma*. 2020; Vol.365. 114178 p. doi: 10.1016/j.geoderma.2020.114178.
15. Viticulture in Russia. 2022. [Internet]. Geonovosti. [cited 2025, March 18]. Available from: <https://geonovosti.terratech.ru/upload/iblock/653/20o2jr9s6ofi590on9tbcua3rl4w1h09/Vinogradarstvo-Rossii.pdf>
16. Eslava-Lecumberri FJ, Jimenez-Ballesta R. Delineating vineyard management zones: Intrafield spatial variability of soil properties of carbonate vineyard soils. *European Journal of Soil Science*. 2024; Vol.75. 6. e70029 p. doi: 10.1111/ejss.70029.
17. Zeyada AM. Sentinel-2 satellite imagery application to monitor soil salinity and calcium carbonate contents in agricultural fields. *Phyton*. 2023; Vol.92. 5. doi: 10.32604/phyton.2023.027267.
18. Gomez C. Topsoil clay content mapping in croplands from Sentinel-2 data: Influence of atmospheric correction methods across a season time series. *Geoderma*. 2022; Vol.423. 115959 p. doi: 10.1016/j.geoderma.2022.115959.
19. Crespo N. Satellite remote sensing tools for drought assessment in vineyards and olive orchards: A systematic review. *Remote Sensing*. 2024; Vol.16. 11. 2040 p. doi: 10.3390/rs16112040.
20. Lasko K, O'Neill FD, Sava E. Automated mapping of land cover type within international heterogeneous landscapes using Sentinel-2 imagery with ancillary geospatial data. *Sensors*. 2024; Vol.24. 5. 1587 p. doi: 10.3390/s24051587.
21. Ammoniaci M. State of the art of monitoring technologies and data processing for precision viticulture. *Agriculture*. 2021; Vol.11. 3. 201 p. doi: 10.3390/agriculture11030201.

Conflict of interest

The authors declare no conflict of interest. There was no funding for the work.

Authors:

Orlov Vitaliy Aleksandrovich – Ph.D. of Agricultural Sciences, senior researcher of Viticulture and Winemaking Laboratory, e-mail: vitorl@yandex.ru
 Lukyanov Aleksey Aleksandrovich – Ph.D. of Agricultural Sciences, senior researcher, e-mail: azosviv@mail.ru
 Mikhaylovskaya Olesya Ivanovna – junior researcher of Viticulture and Winemaking Laboratory, e-mail: azosviv@mail.ru
 Mikhailovskiy Stanislav Sergeevich – junior researcher of Viticulture and Winemaking Laboratory, e-mail: azosviv@mail.ru
 Anapa Zonal Experimental Station of Viticulture and Winemaking – branch of North Caucasus Federal Scientific Center for Horticulture and Viticulture, Anapa, Russia.