

Способ выявления информативных спектральных каналов для определения уровня серы в посеве пшеницы по данным дистанционного зондирования

Д. И. Бикбулатов¹, В. П. Якушев¹, Я. Б. Панкратова¹, А. Ф. Петрушин¹,
О. А. Митрофанова¹, В. В. Якушев², А. А. Федотов³, А. Б. Терентьев⁴

¹ Санкт-Петербургский государственный университет
Санкт-Петербург, 199034, Россия

E-mails: u.pankratova@spbu.ru, v.yakushev@spbu.ru

² Санкт-Петербургский государственный аграрный университет
Пушкин, Санкт-Петербург, 196601, Россия

E-mail: mail@agrophys.com

³ Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
Санкт-Петербург, 195251, Россия

E-mail: afedotov@spbstu.ru

⁴ Всероссийский научно-исследовательский институт защиты растений
Пушкин, Санкт-Петербург, 196608, Россия

E-mail: admin@vizr.spb.ru

Рассматривается способ определения содержания серы в посеве яровой пшеницы по данным ДЗЗ. Описан полевой опыт, в котором заложены тестовые площадки с разным содержанием серы и отобраны растительные и почвенные образцы. В различные фенологические фазы развития растений выполнена спектральная съёмка тестовых площадок с помощью беспилотных авиационных средств, оснащённых мульти- и гиперспектральными камерами. Была проведена пороговая кластеризация на усреднённых данных гиперспектральной съёмки на основе простых отношений длин волн. Полученные данные обработаны с помощью разных статистических методов. Проанализирован значительный объём данных, включающий 127 200 оптических измерений, а также их различные отношения. Верификация результатов анализа проведена с использованием непараметрического критерия Краскела – Уоллиса и параметрического попарного критерия Стьюдента о равенстве средних, теста Шапиро – Уилка и критерия Левене. Установлен набор наиболее информативных спектральных каналов и найден способ определения уровня серы в посеве яровой пшеницы, наиболее эффективный на ранних стадиях вегетации. Показана сильная корреляция между индексом SR (англ. Simple Ratio) и NDVI (англ. Normalized Difference Vegetation Index), особенно в фазе кущения. Результаты работы могут быть использованы в точном земледелии для мониторинга питания растений и оптимизации внесения серосодержащих удобрений.

Ключевые слова: дистанционное зондирование, кластеризация данных, статистические методы, гиперспектральная съёмка, беспилотные авиационные средства, точное земледелие, сера, микроэлементы, яровая пшеница, внесение удобрений

Одобрена к печати: 23.09.2025
DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-6-204-213

Введение

Перспективным методом сплошной оценки состояния посевов и среды их обитания становится дистанционное зондирование Земли (ДЗЗ). Космические снимки и снимки с беспилотных летательных аппаратов позволяют получать информацию с одновременным охватом значительных площадей, что практически невозможно осуществить при проведении наземных исследований. Особое значение для решения данной проблемы имеют гиперспектральные данные ДЗЗ, отличительной особенностью которых является большое количество регистрируемых каналов. Это существенно увеличивает объём данных и как следствие сложность их хранения, обработки и анализа.

Точное земледелие — мировой тренд адаптации агротехнологий к внутриполевой изменчивости условий роста и развития посевов. От складывающейся на конкретном поле неоднородности и степени её интенсивности зависит урожайность культур. Принципиальное отличие точного земледелия от традиционной агрономии заключается в дифференциации технологических воздействий в соответствии с внутриполевой изменчивостью условий формирования урожая. Поэтому, наряду с недофинансированием и кадровым дефицитом, фундаментальной проблемой перехода к точному земледелию стала необходимость разработки теории и более современных методов обнаружения и количественной оценки степени интенсивности внутриполевой неоднородности и её пространственного распределения по заданному сельскохозяйственному полю (Якушев и др., 2023).

Различные виды дистанционного зондирования (авиационного и космического) играют важнейшую роль в точном земледелии, предоставляя подробную информацию о здоровье сельскохозяйственных культур, состоянии почвы и факторах окружающей среды. По состоянию на 2022 г. объём мирового рынка технологий съёмки для точного земледелия составил 955,4 млн долларов США. Ожидается, что объём рынка увеличится до рыночной отметки 2,9 млрд долларов США к 2033 г., при этом среднегодовой темп роста составит 10,7 %, согласно отчёту, опубликованному Persistence Market Research (https://gisproxima.ru/tehnologii_semki).

Можно отметить, что анализу гиперспектральных снимков ДЗЗ посвящено довольно много исследований. Например, прогнозированию урожайности кукурузы в течение вегетационного периода (Zhang et al., 2024). Исследование проводилось на трёх экспериментальных полях с различными типами почв. Чтобы определить наиболее чувствительные длины волн и сложные волновые показатели были проанализированы коэффициенты детерминации линейной модели для всех возможных сложных индексов с длинами волн в диапазоне от 450 до 950 нм. Полученные результаты показали, что новые сложные волновые показатели превзошли существующие индексы и достигли наилучших результатов в прогнозировании урожайности. Кроме того, ясно продемонстрирована реакция на различные уровни внесения азотного удобрения.

Другое исследование показало, что гиперспектральные данные полезны для оценки содержания азота в листьях оливковых деревьев без обработки удобрениями (Rubio-Delgado et al., 2021). Линейные регрессионные модели, рассмотренные с применением данных спектрального анализа в диапазоне длин волн от 350 до 2500 нм, дали большие коэффициенты детерминации, чем модели, основанные на известных вегетационных индексах, связанных с характеристиками поглощения.

В работе (Mahajan et al., 2014) авторы использовали гиперспектр для мониторинга азота, фосфора, серы и калия в пшенице и предложили новые индексы в качестве нормализованных конфигураций коэффициентов отражения на чувствительных длинах волн, в частности, для прогнозирования серы.

Эти исследования подтверждают важность поиска новых индексов для улучшения прогнозирования агрофизических показателей, что может иметь значительное влияние на сельское хозяйство.

Сера является важным питательным микроэлементом для растений, выполняющим функцию не только повышения урожая сельскохозяйственных культур, но и улучшения его пищевой и кормовой ценности. В России более 90 % обследованных пахотных почв недостаточно обеспечены подвижными формами серы. Её содержание в почвах близко к критическому уровню 6,3–6,4 мг/кг, а в целом ряде регионов 1,5–2,0 мг/кг. Сера участвует в образовании ферментов, коферментов, витаминов; способствует эффективному усвоению азота; участвует в синтезе соединений, которые укрепляют клеточные стенки и повышают устойчивость к патогенам. Недостаток серы может снизить эффективность использования азотных удобрений, стоимость которых составляет одну из основных статей затрат производства сельскохозяйственной продукции (Аристархов, 2016).

Цель исследования — анализ гиперспектральных данных ДЗЗ, полученных с тестовых площадок поля пшеницы, с целью определения наиболее информативных спектральных каналов и поиска вегетационных индексов, связанных с уровнем серы в почве.

Исследование направлено на развитие дистанционных методов оценки состояния сельскохозяйственных посевов и методов математической обработки больших массивов (гиперкуба) данных на основе ДЗЗ, получаемых с беспилотных авиационных средств и космических аппаратов, оснащённых мульти- и гиперспектральными камерами, а также сопряжённых с ними наземных агрофизических, агрохимических и биологических измерений.

Объекты и методы

Объектом полевых исследований является посев яровой пшеницы, сорт Злата SE (суперэлита), с заложенными тестовыми площадками с различными дозами серы. Опытное поле находилось в Ленинградской области, Волосовский район, хозяйство «Остроговицкое». Климат умеренно тёплый, средняя продолжительность вегетационного периода 117 дней. Безморозный период составляет в среднем 120 дней. Заморозки кончаются в среднем 22 мая, а начинаются 20 сентября. Среднегодовое количество осадков 604 мм.

Тестовые площадки — это небольшие по площади участки поля, которые закладываются для исследования идентификационных показателей оценки состояния посевов. Площадь каждой тестовой площадки составляет 100 м², которые были размещены внутри контура поля с посевом яровой пшеницы площадью 300 га. Были заложены три площадки с различным содержанием серы: использованы три нормы внесения удобрения сульфата аммония, что в пересчёте на чистую серу составляет 0, 11, 22 кг (нулевое содержание, доза на планируемую урожайность 30 ц/га, двойная доза) на 1 га (соответствующие участки поля обозначены как S0, S1, S2). При этом содержание основных элементов (азот, фосфор, калий) в почве было сбалансировано дополнительным внесением минеральных удобрений.

В течение вегетационного сезона площадки прокашивались триммером по периметру для лучшей визуализации на аэрофотоснимках. Посадка пшеницы была произведена 21 мая 2025 г., ни один из участков не орошался. Нормы внесения серного удобрения были единственным фактором, по которому различались тестовые площадки.

В исследованиях использовалась гиперспектральная фотокамера Ultris 20 (Cubert GmbH, Ульм, Германия). Камера работала в диапазоне длин волн от 450 до 850 нм в режиме 106 каналов с шагом дискретизации 4 нм. В качестве исходных данных были использованы гиперспектральные снимки, полученные с помощью ДЗЗ, сделанные 16 июня 2025 г. (на этапе кущения), 26 июня 2025 г. (при выходе в трубку), 12 июля 2025 г. (в период колошения) и 19 июля 2025 г. (в период цветения). Все измерения проводились на 106 длинах волн в диапазоне от 450 до 850 нм. Все тестовые выборки состоят из 100 случайных точек для каждой тестовой площадки и в каждой точке имеется 106 значений на соответствующих длинах волн. Таким образом всего для каждой тестовой площадки анализировались 10 600 значений в каждую фенологическую fazу.

Значимость различий выделенных показателей в зависимости от внесённой дозы удобрений по действующему веществу серы проверена с использованием непараметрического критерия Краскела – Уоллиса (Hollander et al., 2015) и параметрического попарного критерия Стьюдента/Уэлча (Буре и др., 2023) о равенстве средних.

Результаты и обсуждение

Была проведена пороговая кластеризация (Айвазян и др., 1983) на усреднённых данных гиперспектральной съёмки на основе простых отношений длин волн. Под простым отношением понимаем показатель, который рассчитывается делением отклика одной волны на другую, и далее будем обозначать SR (англ. Simple Ratio, простое отношение). Рассматривались все возможные пары длин волн R_i и R_j для расчётов показателя $SR = R_{\min(i,j)}/R_{\max(i,j)}$, где $i, j = 450\dots850$ нм — длины волн. Здесь $R_{\min(i,j)}$ и $R_{\max(i,j)}$ — значение отклика на минимальной и максимальной длине волны для двух рассматриваемых длин волн i и j соответственно.

Такие расчёты сделаны по средним коэффициентам отражения волн для трёх тестовых площадок с разной дозой внесения серы (площадки S0, S1 и S2) по каждой из четырёх фенологических фаз развития растения — кущение, выход в трубку, колошение и цветение.

Таблица 1. Размер выделенного кластера (количество точек в каждом кластере на соответствующую дату)

Фенофаза/уровень внесения серы	S0	S1	S2
16 июня 2025 г. (кущение)	770	1444	1934
26 июня 2025 г. (выход в трубку)	2702	3376	3432
12 июля 2025 г. (колошение)	3462	3570	3624
19 июля 2025 г. (цветение)	1828	1806	2274

Таблица 2. Максимальное значение показателя SR в выделенном кластере

Фенофаза/уровень внесения серы	S0	S1	S2
16 июня 2025 г. (кущение)	1,64	1,81	1,97
26 июня 2025 г. (выход в трубку)	2,83	3,43	3,50
12 июля 2025 г. (колошение)	3,50	3,62	3,74
19 июля 2025 г. (цветение)	2,34	2,33	2,55

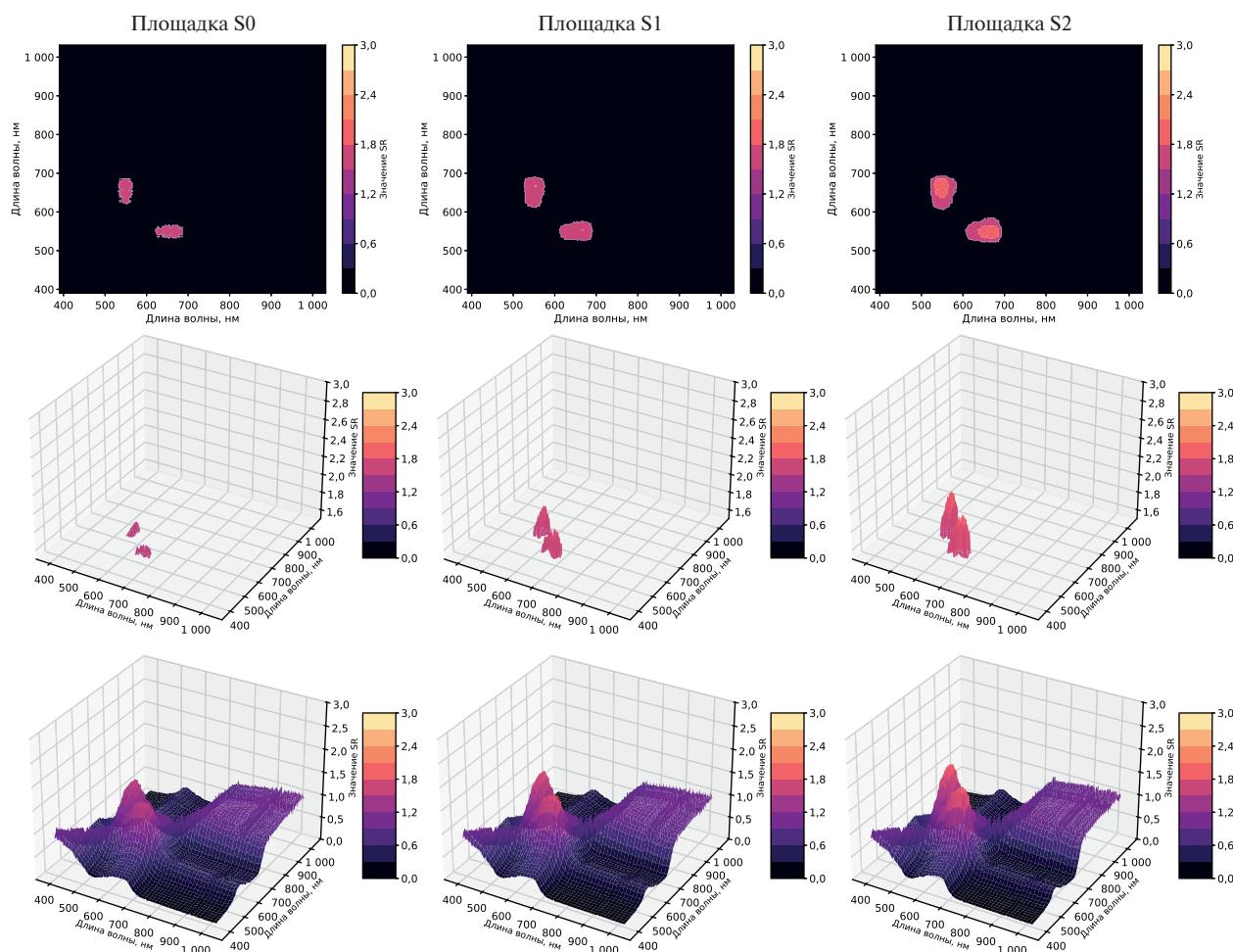


Рис. 1. Пример визуализации результатов кластеризации по данным аэрофотосъёмки в fazu kushcheniya (16.06.2025)

Пороговое значение индекса SR установлено на уровне 1,5, превышение которого соответствует значимым отклонениям от средних значений. Все индексы, не превышающие данный порог, были исключены из анализа с целью минимизации шумового компонента и акцентирования на наиболее информативных пиках. В результате был выделен массив данных, содержащий исключительно релевантные показатели (табл. 1 и 2).

Данный метод кластеризации позволил установить взаимосвязь между уровнем серы и показателем SR на всех этапах развития растения. Все графики (рис. 1, см. с. 207) используют цветовую карту, которая имеет градиент от тёмных тонов (представляющих низкие значения) до ярких (представляющих высокие значения).

На следующих графиках по оси ординат обозначен уровень внесения серы (S_0 , S_1 , S_2), по оси абсцисс — значение конкретного вегетационного индекса SR — показателя, находящегося в геометрическом центре показательных кластеров. Графики построены по ранее описанному выборкам из 100 точек тестовой площадки на каждую фенофазу. Вертикальной чертой обозначено среднее значение показателя SR по выборке.

По рис. 2–5 можно предположить, что разница между тестовыми площадками с разными уровнями внесения серы наиболее заметна в начале сезона вегетации, что можно объяснить засорённостью пахотных угодий сорняками в конце вегетации. Целесообразно использовать значения индексов, полученные в первую половину вегетационного периода пшеницы. Такой вывод подкрепляется статьёй (Савин и др., 2017).

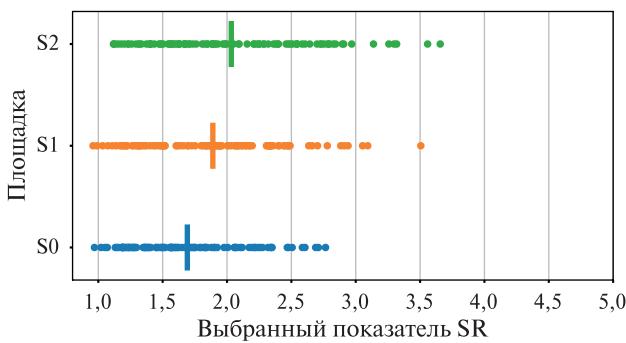


Рис. 2. Индекс SR на участках с различным содержанием серы в почве (фаза кущения)

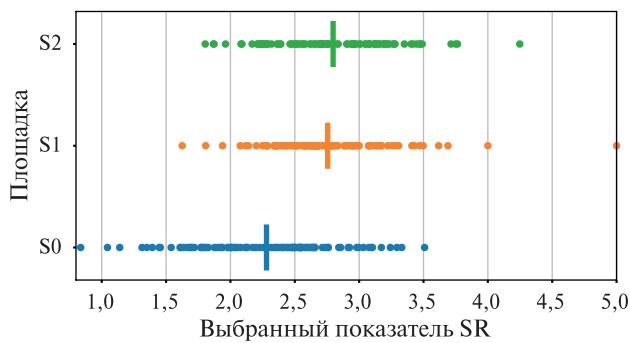


Рис. 3. Индекс SR на участках с различным содержанием серы в почве (фаза выхода в трубку)

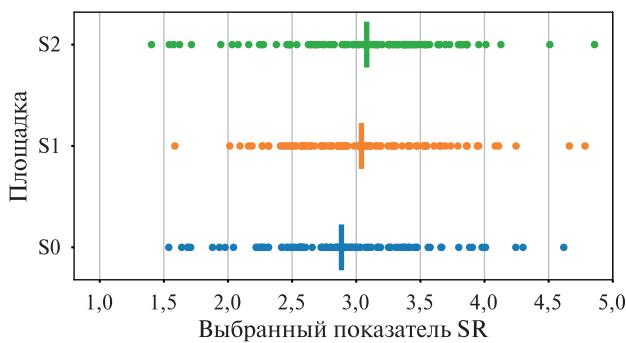


Рис. 4. Индекс SR на участках с различным содержанием серы в почве (фаза колошения)

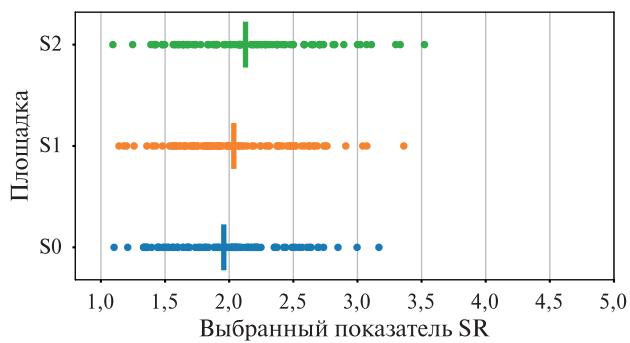


Рис. 5. Индекс SR на участках с различным содержанием серы в почве (фаза цветения)

Значимость различий выделенных показателей SR в зависимости от внесённой дозы удобрений по действующему веществу серы проверена с использованием непараметрического критерия Краскела–Уоллиса (табл. 3) и параметрического попарного критерия Стьюдента/Уэлча о равенстве средних (табл. 4).

Таблица 3 содержит результаты критерия Краскела – Уоллиса, представленные по четырём датам. В таблице отражены значения Н-статистики, достигнутый уровень значимости *p-value* и статистический вывод о наличии или отсутствии различий между группами. Для дат 16.06.2025, 26.06.2025 и 12.07.2025 получены статистически значимые различия (*p-value* < 0,05), тогда как для даты 19.07.2025 различия не достигли уровня статистической значимости (*p-value* = 0,0626), однако довольно близки к ней.

Таблица 3. Значимость различий SR в зависимости от внесённой дозы серы

Дата	Н-статистика	<i>p-value</i>	Вывод
16.06.2025	16,4141	0,0003	Есть различия (<i>p-value</i> < 0,05)
26.06.2025	53,3423	0,0000	Есть различия (<i>p-value</i> < 0,05)
12.07.2025	7,9501	0,0188	Есть различия (<i>p-value</i> < 0,05)
19.07.2025	5,5404	0,0626	Нет различий (<i>p-value</i> ≥ 0,05)

Таблица 4. Проверка нормальности распределения, анализ равенства дисперсий, значимые различия между вариантами

Дата	Тест	Выборка	Статистика	<i>p-value</i>	Нормальность	Равенство дисперсий	Различия
16.06.2025	Шапиро – Уилк	S0	0,9492	0,0007	Нет		
		S1	0,9726	0,0354			
		S2	0,9562	0,0022			
16.06.2025	Левене	S0, S1, S2	5,4073	0,0049		Нет	
16.06.2025	<i>t</i> -тест Уэлча	S0, S1	-2,8169	0,0053			Есть
		S0, S2	-4,5017	0,0000			Есть
		S1, S2	-1,7467	0,0822			Нет
26.06.2025	Шапиро – Уилк	S0	0,9911	0,7565	Да		
		S1	0,9239	0,0000	Нет		
		S2	0,9891	0,5963	Да		
26.06.2025	Левене	S0, S1, S2	3,2133	0,0416		Нет	
26.06.2025	<i>t</i> -тест Уэлча	S0, S1	-6,7324	0,0000			Есть
		S0, S2	-7,3063	0,0000			Есть
		S1, S2	-0,6446	0,5199			Нет
12.07.2025	Шапиро – Уилк	S0	0,9893	0,6054	Да		
		S1	0,9805	0,1448			
		S2	0,9757	0,0617			
12.07.2025	Левене	S0, S1, S2	0,4837	0,6170		Да	
12.07.2025	<i>t</i> -тест Стьюдента	S0, S1	-1,9042	0,0583			Нет
		S0, S2	-2,2647	0,0246			Есть
		S1, S2	-0,4862	0,6273			Нет
19.07.2025	Шапиро – Уилк	S0	0,9801	0,1351	Да		
		S1	0,9769	0,0759			
		S2	0,9796	0,1241			
19.07.2025	Левене	S0, S1, S2	1,1051	0,3325		Да	
19.07.2025	<i>t</i> -тест Стьюдента	S0, S1	-1,2640	0,2077			Нет
		S0, S2	-2,5738	0,0108			Есть
		S1, S2	-1,3609	0,1751			Нет

Проверка нормальности распределения (тест Шапиро – Уилка, (Буре и др., 2023)) показала, что в фазе кущения (16.06.2025) ни одна из выборок (S0, S1, S2) не соответствовала нормальному распределению. Однако в фазе трубкования (26.06.2025) нормальность соблюдалась для S0 и S2, но не для S1. В более поздние фазы развития (12.07.2025 и 19.07.2025) все выборки соответствовали нормальному распределению.

Анализ равенства дисперсий (критерий Левене) выявил значимые различия в фазе кущения ($p\text{-value} = 0,0049$) и трубкования ($p\text{-value} = 0,0416$), что указывает на неравенство дисперсий в эти даты. Однако в колошление ($p\text{-value} = 0,6170$) и цветение ($p\text{-value} = 0,3325$) дисперсии между группами значимо не отличались.

Анализ применения параметрического попарного критерия Стьюдента о равенстве средних (при неизвестных, но равных дисперсиях в выборках) показывает, что наиболее значимые различия между вариантами серного питания наблюдаются в фазах кущения и выхода в трубку, при этом в более поздние фазы вегетации (колошление и цветение) различия становятся менее выраженным.

Кроме того, выявлена прямая линейная зависимость между SR и NDVI (англ. Normalized Difference Vegetation Index, нормализованный относительный индекс растительности; количественный показатель объема биомассы). Индекс NDVI широко используется в точном земледелии для оценки состояния сельскохозяйственных культур. Например, индекс применяется как в качестве прямого показателя здоровья и роста растительности (McVeagh et al., 2012), так и для предсказания урожайности полей на основании многолетних измерений (Nagy et al., 2018). Достоверность этой зависимости была показана с помощью тестов Стьюдента для коэффициента Пирсона (r_1) (табл. 5) и коэффициента Спирмена (r_2) (табл. 6) о значимости коэффициента корреляции.

Таблица 5. Коэффициенты корреляции Пирсона (r_1) и $p\text{-value}$ между SR (550, 650) и NDVI

Дата	Коэффициент r_1			$p\text{-value}$		
	S0	S1	S2	S0	S1	S2
16.06.2025	0,840	0,831	0,838	$9,62 \cdot 10^{-28}$	$9,65 \cdot 10^{-27}$	$1,78 \cdot 10^{-27}$
26.06.2025	0,607	0,199	0,308	$2,15 \cdot 10^{-11}$	0,047	0,002
12.07.2025	0,680	0,560	0,542	$7,25 \cdot 10^{-15}$	$1,42 \cdot 10^{-9}$	$5,61 \cdot 10^{-9}$
19.07.2025	0,680	0,614	0,515	$6,87 \cdot 10^{-15}$	$1,13 \cdot 10^{-11}$	$4,13 \cdot 10^{-8}$

Таблица 6. Коэффициенты корреляции Спирмена (r_2) и $p\text{-value}$ между SR (550, 650) и NDVI

Дата	Коэффициент r_2			$p\text{-value}$		
	S0	S1	S2	S0	S1	S2
16.06.2025	0,891	0,846	0,853	$1,92 \cdot 10^{-35}$	$1,63 \cdot 10^{-28}$	$2,22 \cdot 10^{-29}$
26.06.2025	0,543	0,139	0,275	$5,42 \cdot 10^{-9}$	0,166	0,006
12.07.2025	0,669	0,520	0,420	$2,80 \cdot 10^{-14}$	$2,91 \cdot 10^{-8}$	$1,35 \cdot 10^{-5}$
19.07.2025	0,708	0,629	0,496	$1,89 \cdot 10^{-16}$	$2,38 \cdot 10^{-12}$	$1,50 \cdot 10^{-7}$

Наибольшие значения корреляции по Пирсону наблюдаются в фазу кущения (16.06.2025) ($r_1 > 0,84$), по Спирману — (16.06.2025) ($r_2 > 0,84$), что свидетельствует о сильной связи между индексами в начальный период вегетации. Все полученные корреляционные зависимости статистически значимы при $p\text{-value} < 0,05$.

Заключение

Рынок технологий ДЗЗ для точного земледелия переживает всплеск, обусловленный растущим спросом на эффективные методы ведения сельского хозяйства во всём мире. Точное земледелие, которое предполагает использование передовых технологий для оптимизации производства сельскохозяйственных культур, всё больше полагается на технологии ДЗЗ для получения данных, анализа и принятия решений. Эти технологии включают в себя, среди прочего, различные формы дистанционного зондирования, такие как мультиспектральная визуализация, гиперспектральная съёмка и LiDAR (англ. Light Detection and Ranging). Настоящее исследование направлено на развитие технологий гиперспектральной съёмки для задач определения содержания питательных элементов в посевах зерновых культур.

В работе представлен анализ гиперспектральных данных дистанционного зондирования и наземных измерений, полученных с тестовых площадок, заложенных на посеве яровой пшеницы. Проанализирован значительный объём данных, включающий 127 200 оптических измерений, а также их различные отношения. Верификация результатов анализа проведена с использованием непараметрического критерия Краскела–Уоллиса и параметрического попарного критерия Стьюдента о равенстве средних, теста Шапиро–Уилка и критерия Левене. Установлен набор наиболее информативных спектральных каналов и найден способ определения уровня серы в посеве яровой пшеницы.

Для реализации исследования была написана программа на языке Python 3 с применением библиотек pandas, numpy, matplotlib, sklearn, scipy, часть вычислений выполнялась с помощью R/Rstudio. Программа на Python 3 осуществляет проверку гипотез о значимости различий кластеров в зависимости от фенофазы развития растения и уровня внесения серы.

Исследование выполнено за счёт гранта Российского научного фонда № 24-16-00203 (<https://rscf.ru/project/24-16-00203/>).

Коллектив авторов выражает благодарность племенному хозяйству ООО «Остроговицкое» за предоставленную возможность закладки полевого эксперимента и ООО «Геоскан» за проведение спектральной съёмки тестовых площадок на посеве яровой пшеницы.

Литература

1. Айвазян С.А., Бухштабер В.М., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика: основы моделирования и первичная обработка данных. М.: Финансы и статистика, 1983. 471 с.
2. Аристархов А. Сера в агроэкосистемах России: мониторинг содержания в почвах и эффективность ее применения // Международ. с.-х. журн. 2016. № 5. С. 39–47.
3. Буре В.М., Парилина Е.М., Седаков А.А. Методы прикладной статистики в R и Excel: учеб. для вузов. 5-е изд., стереотип. СПб.: Изд-во «Лань», 2023. 152 с.
4. Савин И.Ю., Докукин П.А., Вернюк Ю.И., Жоголев А.В. О влиянии засоренности на NDVI посевов ярового ячменя, определяемый по спутниковым данным MODIS // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2017. Т. 14. № 3. С. 185–195. <https://doi.org/10.21046/2070-7401-2017-14-3-185-195>.
5. Якушев В.П., Блохин Ю.И., Блохина С.Ю., Буре В.М., Канащ Е.В., Матвеенко Д.А., Митрофанов Е.П., Митрофанова О.А., Петрушин А.Ф., Якушев В.В. Теоретические основы дистанционной и наземной количественной оценки внутриполевой изменчивости для точного земледелия. СПб.: АгроФиз. научно-исслед. ин-т, 2023. 76 с.
6. Hollander M., Wolfe D.A., Chicken E. Nonparametric statistical methods. 3rd ed. Canada: John Wiley and Sons, 2015. 828 p. <http://doi.org/10.1002/9781119196037>.
7. Mahajan G. R., Sahoo R. N., Pandey R. N. et al. Using hyperspectral remote sensing techniques to monitor nitrogen, phosphorus, sulphur and potassium in wheat (*Triticum aestivum* L.) // Precision Agriculture. 2014. V. 15. P. 499–522. <https://doi.org/10.1007/s11119-014-9348-7>.
8. McVeagh P., Yule I., Grafton M. Pasture yield mapping from your groundspread truck // Advanced Nutrient Management: Gains from the Past—Goals for the Future. Occasional Re-port. 2012. V. 25. P. 1–5.

9. Nagy A., Fehér J., Tamás J. Wheat and maize yield forecasting for the Tisza river catchment using MODIS NDVI time series and reported crop statistics // Computers and Electronics in Agriculture. 2018. V. 151. P. 41–49. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.05.035>.
10. Rubio-Delgado J., Pérez C.J., Vega-Rodríguez M.A. Predicting leaf nitrogen content in olive trees using hyperspectral data for precision agriculture // Precision Agriculture. 2021. V. 22. P. 1–21. <https://doi.org/10.1007/s11119-020-09727-1>.
11. Zhang Y., Wang Y., Hao H. et al. Unmanned aerial vehicle (UAV) hyperspectral imagery mining to identify new spectral indices for predicting the field-scale yield of spring maize // Sustainability. 2024. V. 16. Iss. 24. Article 10916. <https://doi.org/10.3390/su162410916>.

A method for identifying informative spectral channels for determining the sulfur level in wheat crops based on remote sensing data

D. I. Bikbulatov¹, V. P. Yakushev¹, Ya. B. Pankratova¹, A. F. Petrushin¹,
O. A. Mitrofanova¹, V. V. Yakushev², A. A. Fedotov³, A. B. Terent'ev⁴

¹ Saint Petersburg State University, Saint Petersburg 199034, Russia
E-mails: y.pankratova@spbu.ru, v.yakushev@spbu.ru

² Saint Petersburg State Agrarian University, Pushkin, Saint Petersburg 196601, Russia
E-mail: mail@agrophys.com

³ Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Saint Petersburg 195251, Russia
E-mail: afedotov@spbstu.ru

⁴ All-Russian Institute of Plant Protection, Pushkin, Saint Petersburg 196608, Russia
E-mail: admin@vizr.spb.ru

The article discusses a method for determining the sulfur content in spring wheat crop based on Earth remote sensing data. A field experiment is described, in which test plots with different sulfur content were established, and plant and soil samples were collected. Spectral imaging of the test plots was carried out during various phenological phases of plant development using unmanned aerial vehicles equipped with multi- and hyperspectral cameras. Threshold clustering was performed on averaged hyperspectral imaging data based on simple wavelength ratios. The obtained data were processed using various statistical methods. A significant volume of data was analyzed, including 127,200 optical measurements, as well as their various ratios. Verification of the analysis results was carried out using the nonparametric Kruskal–Wallis test, the parametric pairwise Student's *t*-test for equality of means, Shapiro–Wilk test, and Levene's test. A set of the most informative spectral channels has been identified, and a method for determining the sulfur level in spring wheat crop, which is most effective during the early stages of vegetation, has been found. A strong correlation between the SR (Simple Ratio) index and the NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), especially during the tillering phase, has been demonstrated. The results of the work can be used in precision agriculture for monitoring plant nutrition and optimizing the application of sulfur-containing fertilizers.

Keywords: remote sensing, data clustering, statistical methods, hyperspectral imaging, unmanned aerial vehicles, precision agriculture, sulfur, trace elements, spring wheat, fertilization

Accepted: 23.09.2025
DOI: [10.21046/2070-7401-2025-22-6-204-213](https://doi.org/10.21046/2070-7401-2025-22-6-204-213)

References

1. Aivazyan S. A., Bukhshtaber V. M., Enyukov I. S., Meshalkin L. D., *Prikladnaya statistika: osnovy modelirovaniya i pervichnaya obrabotka dannykh* (Applied statistics: fundamentals of modeling and primary data processing), Moscow: Finansy i statistika, 1983, 471 p. (in Russian).

2. Aristarkhov A., Sulfur in Russian agroecosystems: monitoring of soil content and effectiveness of its application, *Mezhdunarodnyi sel'skokhozyaistvennyi zhurnal*, 2016, No. 5, pp. 39–47 (in Russian).
3. Bure V. M., Parilina E. M., Sedakov A. A., *Metody prikladnoi statistiki v R i Excel: Uchebniki dlya vuzov* (Methods of applied statistics in R and Excel: Textbooks for universities), 5th ed., Saint Petersburg: Izd. "Lan", 2023, 152 p. (in Russian).
4. Savin I. Yu., Dokukin P. A., Verniuk Yu. I., Zhogolev A. V., About the influence of weeds on spring barley NDVI determined from MODIS satellite data, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2017, V. 14, No. 3, pp. 185–195 (in Russian), <https://doi.org/10.21046/2070-7401-2017-14-3-185-195>.
5. Yakushev V. P., Blokhin Yu. I., Blokhina S. Yu., Bure V. M., Kanash E. V., Matveenko D. A., Mitrofanov E. P., Mitrofanova O. A., Petrushin A. F., Yakushev V. V., *Teoreticheskie osnovy distantsionnoi i nazemnoi kolichestvennoi otsenki vnutripolevoi izmenchivosti dlya tochnogo zemledeliya* (Theoretical foundations of remote and ground-based quantification of in-field variability for precision farming), Saint Petersburg: Agrophysical Research Institute, 2023, 76 p. (in Russian).
6. Hollander M., Wolfe D. A., Chicken E., *Nonparametric Statistical Methods*, 3rd ed., Canada: John Wiley and Sons, 2015, 828 p., <http://doi.org/10.1002/9781119196037>.
7. Mahajan G. R., Sahoo R. N., Pandey R. N. et al., Using hyperspectral remote sensing techniques to monitor nitrogen, phosphorus, sulphur and potassium in wheat (*Triticum aestivum* L.), *Precision Agriculture*, 2014, V. 15, pp. 499–522, <https://doi.org/10.1007/s11119-014-9348-7>.
8. McVeagh P., Yule I., Grafton M., Pasture yield mapping from your groundspread truck, *Advanced Nutrient Management: Gains from the Past—Goals for the Future. Occasional Re-port*, 2012, V. 25, pp. 1–5.
9. Nagy A., Fehér J., Tamás J., Wheat and maize yield forecasting for the Tisza river catchment using MODIS NDVI time series and reported crop statistics, *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, V. 151, pp. 41–49, <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.05.035>.
10. Rubio-Delgado J., Pérez C. J., Vega-Rodríguez M. A., Predicting leaf nitrogen content in olive trees using hyperspectral data for precision agriculture, *Precision Agriculture*, 2021, V. 22, pp. 1–21, <https://doi.org/10.1007/s11119-020-09727-1>.
11. Zhang Y., Wang Y., Hao H. et al., Unmanned aerial vehicle (UAV) hyperspectral imagery mining to identify new spectral indices for predicting the field-scale yield of spring maize, *Sustainability*, 2024, V. 16, Iss. 24, Article 10916, <https://doi.org/10.3390/su162410916>.