

# Автоматическая идентификация видов муки по спектрам поглощения

Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ, г. Москва, Российская Федерация

М. В. Беляков

## КОРРЕСПОНДЕНЦИЯ:

Михаил Владимирович Беляков  
E-mail: bmw20100@mail.ru

## ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ:

Беляков, М.В. (2025). Автоматическая идентификация видов муки по спектрам поглощения. *Хранение и переработка сельхозсырья*, 33(4), 39-54. <https://doi.org/10.36107/fme.2025.4.684>

ПОСТУПИЛА: 12.06.2025

ПРИНЯТА: 15.12.2025

ОПУБЛИКОВАНА: 30.12.2025

## КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ:

автор сообщает об отсутствии конфликта интересов.



## АННОТАЦИЯ

**Введение:** Необходимость системы комплексной оценки качества муки, включая выявление примесей, добавок, улучшителей, предполагает использование машинного зрения и машинного обучения, являющихся передовыми направлениями искусственного интеллекта. Важным источником данных для анализа служат оптические спектральные методы.

**Цель:** изучение оптических фотолюминесцентных свойств различных видов муки для разработки методов автоматической идентификации состава смесей в процессах хранения и производства хлебобулочных изделий.

**Материалы и методы:** Для спектральных измерений использовались образцы муки из пшеницы, ржи, овса, риса, гороха, гречки и нута. Оптические спектральные измерения полученных образцов муки проводили в расширенном спектральном диапазоне 200–500 нм на дифракционном спектрофлуориметре СМ-2203.

**Результаты:** Все спектральные характеристики содержат максимумы на длинах волн: 272 нм, 286 нм, 290 нм, 362 нм, а также слабый максимум при 424 нм. Наиболее сильное возбуждение наблюдается у рисовой муки, а наименьшее – у гречневой. Для нутовой муки имеет место сильное поглощение в коротковолновой (260–290 нм) и длинноволновой (420 нм и более) областях. У остальных исследованных видов муки характеристики примерно схожие. Интегральные параметры  $H$  во всей исследуемой области 220–500 нм определяются с погрешностью до 10,9% (для овсяной муки), для всех остальных исследованных видов муки значения этих параметров различаются до 4,3 раз. Однако для проектирования систем машинного зрения целесообразно проводить идентификацию видов муки по интегральным параметрам в более узких областях  $\lambda_1$ - $\lambda_2$  и по их соотношениям. На основе отобранных признаков построены модели классификации, показавшие точность до 88,9% при тестировании, выявлены проблемные пары классов, такие как гороховая и гречневая мука.

**Выводы:** Интегральные и статистические параметры спектров обладают высокой разделяющей способностью. Наибольшей комплексной оценкой отличаются отношение  $H_{220-500}/H_{470-500}$  (85,3%), эксцесс (84,8%) и математическое ожидание (84,6%), которые рекомендуется использовать в качестве базовых для построения алгоритмов классификации. Практическая проверка на моделях машинного обучения подтвердила возможность автоматической идентификации видов муки с точностью, удовлетворяющей требованиям промышленного контроля.

## КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

мука; спектр поглощения; автоматическая классификация; оценка уровня отличия; информативные параметры идентификации

# Automatic Identification of Flour Types by Absorption Spectra

Federal Scientific Agroengineering  
Center VIM, Moscow, Russian Federation

Mikhail V. Belyakov

## CORRESPONDENCE:

**Mikhail V. Belyakov**  
E-mail: [bmw20100@mail.ru](mailto:bmw20100@mail.ru)

## FOR CITATIONS:

Belyakov, M.V. (2025). Automatic identification of flour types by absorption spectra. *Storage and Processing of Farm Products*, 33(4), 39-54. <https://doi.org/10.36107/fme.2025.4.684>

RECEIVED: 12.06.2025

ACCEPTED: 15.12.2025

PUBLISHED: 30.12.2025

## DECLARATION OF COMPETING

INTEREST: none declared.



## ABSTRACT

**Introduction:** The need for a comprehensive flour quality assessment system, including the presence of impurities, additives, and improvers, involves the use of machine vision and machine learning, an advanced field of artificial intelligence. An important area of obtaining data for analysis is the use of optical spectral methods.

**Objective:** to study the optical photoluminescent properties of various types of flour in order to develop methods for automatic identification of the composition of mixtures during storage and production of bakery products.

**Materials and methods:** For spectral measurements, flour samples from wheat, rye, oats, rice, peas, buckwheat and chickpeas were used. Optical spectral measurements of the obtained flour samples were carried out in the extended spectral range of 200–500 nm on a CM 2203 diffraction spectrofluorimeter.

**Results:** All spectral characteristics contain peaks at the following wavelengths: 290 nm, 272 nm, 286 nm, 362 nm, as well as a weak maximum of 424 nm. Rice flour has the strongest excitement, and buckwheat flour has the least. For chickpea flour, strong absorption occurs in the short-wavelength (260–290 nm) and long-wavelength (420 nm or more) regions. The other types of flour studied have approximately similar characteristics. The integral parameters  $H$  in the entire studied range of 220–500 nm are determined with an error of up to 10.9 % (for oat flour) and differ by 4.3 times for all the studied types of flour. However, for the design of machine vision systems, it is advisable to identify flour types by integral parameters in the narrower areas of  $\lambda_1$ - $\lambda_2$  and by their ratios. Based on the selected features, classification models were built that showed accuracy of up to 88.9 % during testing, while problematic pairs of classes such as pea and buckwheat flour were identified.

**Conclusion:** The integral and statistical parameters of the spectra have a high separation ability. The ratio  $H_{220-500}/H_{470-500}$  (85.3 %), kurtosis (84.8 %) and mathematical expectation (84.6 %) are the most complex estimates, which are recommended to be used as the basis for constructing classification algorithms. Practical testing on machine learning models has confirmed the possibility of automatic identification of flour types with accuracy that meets the requirements of industrial control.

## KEYWORDS

flour; absorption spectrum; automatic classification; estimation of the difference level; informative identification parameters

## ВВЕДЕНИЕ

Изделия из муки традиционно занимают важное место в ежедневном рационе человека, что обуславливает необходимость достоверной информации об их составе и качестве исходных компонентов. Для обеспечения контроля качества, подлинности и безопасности продуктов хлебопечения (представленных на продовольственном рынке и вновь создаваемых) требуется система комплексной оценки качества муки. Для оптимизации технологических и пищевых свойств хлеба используют различного рода обогащающие добавки и улучшители. Такими добавками являются: сорговая мука (Никонорова и соавт., 2021; Серебренникова & Анисимова, 2022), гречневая мука (Вершинина и соавт., 2019; Мирошина & Резниченко, 2025), овсяная мука (Шаболкина и соавт., 2021), рисовая мука (Кунашева & Кодзокова, 2018), мука люпина (Рукшан & Новожилова, 2023), мука из масличных культур (Донская и соавт., 2024), смеси овощных порошков из тыквы, моркови и кабачка (Березина и соавт., 2019).

Для исследования параметров муки используют методы высокоэффективной жидкостной хроматографии, газовой хроматографии, капиллярного электрофореза, амперометрический анализ (Донская и соавт., 2024). Среди оптических методов широкое распространение получили отражательная спектроскопия в ближней инфракрасной области, рамановская и флуоресцентная спектроскопия (Nagel-Held et al., 2022). Также разработан метод измерения содержания влаги в муке с помощью газовой абсорбционной спектроскопии в рассеивающей среде (Guo et al., 2024).

Применяется метод колориметрии (Черных и соавт., 2017; Jenfa et al., 2024), в том числе с использованием анализа цифрового изображения (Штейнберг & Морозова, 2021; Лебедев и соавт., 2019). В работе Почичкой (2022) предложено проводить оценку цветовых характеристик продуктов питания в системе координат RGB (красный–зеленый–голубой), позволяющих прогнозировать цвет получаемого готового изделия для создания новых продуктов с заданными цветовыми и вкусовыми характеристиками. Были установлены закономерности изменения цвета муки и зерна в зависимости от зольности и силы муки изучаемых сортов (Крадецкая и соавт., 2022). Для быстрого обнару-

жения и количественной оценки черных точек, образующихся из-за мучнистых зерен в образцах пшеничной муки, использовался планшетный сканер, с помощью которого были определены параметры цвета муки (Vrabec et al., 2024). Однако реализация требует сложной установки с эталонным освещением и обработкой изображений.

Гиперспектральная визуализация в ближнем инфракрасном диапазоне (865–1711 нм) в сочетании с многомерным анализом была использована для обнаружения примесей и определения подлинности муки грубого помола, в том числе из проса, кукурузы и сои (Shao et al., 2019). В зерноперерабатывающей отрасли компьютерный анализ изображений используется для определения стекловидности зерна пшеницы и гранулометрического состава пшеничной муки (Кладов и соавт., 2022). Данные методы использовали для обнаружения клещей в муке (He et al., 2020), прогнозирования содержания картофельной муки в смеси картофельной и пшеничной муки (Yeu et al., 2023). Методы визуализации также требуют построения высококачественного изображения и применения сложных алгоритмов обработки.

Спектроскопия лазерно-индуцированного пробоя (LIBS) в сочетании с хемометрией используется для классификации образцов муки (Rai et al., 2025). С помощью этого подхода методом дискриминантного анализа частичных наименьших квадратов определяют соотношение сорго и кукурузной муки в смеси. Лазерно-индуцированная спектроскопия позволяет успешно идентифицировать образцы как чистую кукурузу, чистое сорго или смесь кукурузы и сорго (Akin et al., 2021). Существенными недостатками данного метода являются высокая стоимость установки, разрушаемость и отсутствия опыта применения LIBS в этом секторе.

Другими оптическими методами анализа мучных смесей являются инфракрасная Фурье-спектроскопия (Жазыкбаева, 2022; Pompeu et al., 2021) и фотоакустика (Hernández-Aguilar et al., 2019).

Ограничениями вышеописанных методов идентификации муки являются их разрушаемость, необходимость химических реактивов, сравнительно высокая стоимость оборудования и требование к привлечению высококвалифицированного пер-

сонала. Оптические методы, в частности, требуют построения четких изображений. Получение люминесцентного сигнала не требует построения изображений и может быть сравнительно просто реализовано в системах автоматического контроля качества с использованием систем машинного зрения. Таким образом, на основе фотолюминесцентной спектроскопии возможно разработать неразрушающий, экспрессный, объективный и сравнительно недорогой метод, в котором могут быть применены алгоритмы машинного обучения для классификации состава смесей.

Целью данного исследования является изучение оптических фотолюминесцентных свойств различных видов муки для разработки методов автоматической идентификации состава смесей в процессах хранения и производства хлебобулочных изделий.

## МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

### Материалы

Для спектральных измерений использовались образцы муки из пшеницы, ржи, овса, риса, гороха, гречки и нута стандартной влажности (не более 15%). Средний диаметр измельченных частиц составлял не более 150 мкм.

### Оборудование

На автоматизированном дифракционном спектрофлуориметре СМ-2203 (Солар, Белоруссия) проводили оптические спектральные измерения полученных образцов муки в расширенном спектральном диапазоне 200–500 нм.

### Инструменты

Все спектры были скорректированы на инструментальные искажения с помощью встроенных программных пакетов. Математическая обработка выполнялась в Microsoft Excel, Origin 8 Pro.

### Методы

Образцы (50–100 г) с помощью лабораторного измельчителя измельчили до состояния однородного порошка и просеяли через сито с ячейками 150 мкм. В расширенном спектральном диапазоне 200–500 нм измерили спектры возбуждения (поглощения)  $\eta(\lambda)$  при синхронном сканировании монохроматоров возбуждения и регистрации. Спектральный сдвиг данных монохроматоров составил 80 нм, шаг сканирования — 1 нм. Чувствительность приемника излучения — высокая. Повторность измерений — десятикратная. Первичная обработка спектров осуществлялась с использованием фирменного программного обеспечения компании Solar.

### Анализ данных

Для полученных спектров вычисляли интегральные параметры: интегральные поглощательные способности  $H_{\lambda_1-\lambda_2}$  в спектральных диапазонах  $\lambda_1-\lambda_2$  и статистические характеристики, такие как математическое ожидание  $M_\lambda$ , дисперсия  $\sigma^2$ , асимметрия  $As$  и эксцесс  $Ex$  по методике, представленной в работе Белякова (2024).

Интегральная поглощательная способность  $H_{\lambda_1-\lambda_2}$ , определяется по формуле

$$H = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \eta(\lambda) d\lambda, \quad (1)$$

где  $\eta(\lambda)$  — спектральная характеристика возбуждения (поглощения);

$\lambda_1-\lambda_2$  — границы спектрального диапазона.

Математическое ожидание  $M_\lambda$  для непрерывного спектрального распределения определяется интегрированием по плотности распределения

$$M_\lambda = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \lambda \eta(\lambda) d\lambda, \quad (2)$$

где  $\lambda_1, \lambda_2$  — наименьшее и наибольшее значение длин волн спектра возбуждения (поглощения).

Дисперсия  $\sigma^2$  как статистический показатель, который характеризует разброс значений в выборке или совокупности, находится по формуле

$$\sigma^2 = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} (\lambda - M_\lambda)^2 \varphi(\lambda) d\lambda. \quad (3)$$

Числовой характеристикой асимметричности является центральный статический момент 3-го порядка  $\mu_3$

$$\mu_3 = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} (\lambda - M_\lambda)^3 \varphi(\lambda) d\lambda. \quad (4)$$

Более распространенным параметром оценки асимметричности спектрального распределения является асимметрия  $As$ , определяемая из соотношения

$$As = \frac{\mu_3}{\sigma^3}. \quad (5)$$

Асимметрия может быть правосторонней ( $As > 0$ ) либо левосторонней ( $As < 0$ ).

Числовой характеристикой крутизны спектра служит оценка центрального статического момента 4-го порядка  $\mu_4$

$$\mu_4 = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} (\lambda - M_\lambda)^4 \varphi(\lambda) d\lambda. \quad (6)$$

Для анализа крутизны используют эксцесс  $E_\lambda$

$$E_\lambda = \frac{\mu_4}{\sigma^4} - 3. \quad (7)$$

Относительные погрешности  $\varepsilon$  определения параметров спектров при многократных измерениях ( $n = 10$ ) вычисляли по общепринятым формулам.

## РЕЗУЛЬТАТЫ

### Результаты спектральных измерений

Для разработки метода автоматической идентификации видов муки были измерены спектральные характеристики поглощения при синхронном сканировании. Спектры синхронного поглощения различных видов муки представлены на Рисунке 1.

### Результаты расчета интегральных и статистических параметров муки

Рассчитанные по формулам (1)–(7) интегральные параметры и их соотношения для различных видов муки в различных спектральных областях  $\lambda_1 - \lambda_2$  представлены в Таблицах 1 и 2.

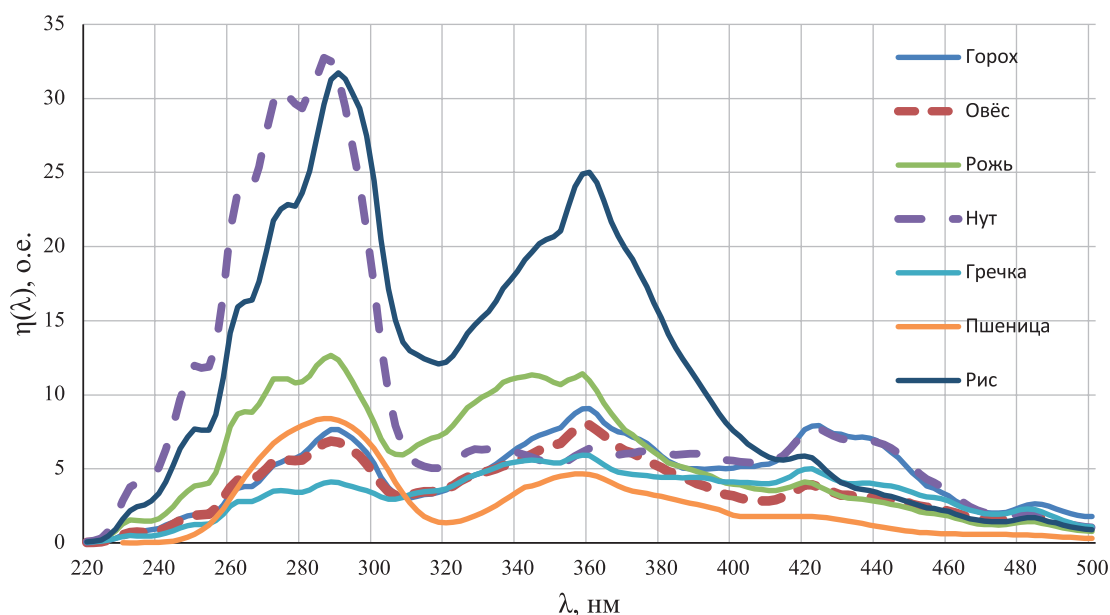
Статистические параметры различных видов муки представлены в Таблице 3.

**Рисунок 1**

Спектры синхронного поглощения различных видов муки

**Figure 1**

Synchronous Absorption Spectra of Various Types of Flour



**Таблица 1**Интегральные параметры различных видов муки в спектральных областях  $\lambda_1-\lambda_2$ **Table 1**Integral Parameters of Various Types of Flour in the Spectral Ranges  $\lambda_1-\lambda_2$ 

Вид муки	H ± ΔH, о. е., для диапазона, нм				
	220–500	250–310	320–380	410–470	470–500
Гороховая	1055 ± 80	309 ± 31	336 ± 42	216 ± 15	43 ± 4
Овсяная	827 ± 90	285 ± 43	289 ± 32	106 ± 8	28 ± 1
Ржаная	1345 ± 94	543 ± 68	489 ± 40	103 ± 9	22 ± 2
Нутовая	2286 ± 88	1410 ± 77	309 ± 31	229 ± 19	35 ± 2
Гречневая	726 ± 64	175 ± 25	252 ± 24	144 ± 17	36 ± 4
Пшеничная	731 ± 56	359 ± 35	265 ± 21	73 ± 4	21 ± 1
Рисовая	3116 ± 61	1239 ± 63	1150 ± 24	218 ± 7	42 ± 1

**Таблица 2**

Соотношения интегральных параметров различных видов муки в спектральных областях

**Table 2**

Ratios of Integral Parameters of Different Types of Flour in Spectral Regions

Вид муки	$\frac{H_{220-500}}{H_{250-310}}$	$\frac{H_{220-500}}{H_{320-380}}$	$\frac{H_{220-500}}{H_{410-470}}$	$\frac{H_{220-500}}{H_{470-500}}$	$\frac{H_{250-310}}{H_{320-380}}$	$\frac{H_{320-380}}{H_{410-470}}$	$\frac{H_{410-470}}{H_{470-500}}$
Гороховая	3,41 ± 0,61	3,14 ± 0,64	4,88 ± 0,71	24,5 ± 4,2	0,92 ± 0,21	1,56 ± 0,30	5,02 ± 0,82
Овсяная	2,90 ± 0,77	2,86 ± 0,64	7,80 ± 1,45	29,5 ± 4,3	0,99 ± 0,26	2,73 ± 0,51	3,79 ± 0,42
Ржаная	2,48 ± 0,49	2,75 ± 0,42	13,06 ± 2,07	61,1 ± 9,9	1,11 ± 0,23	4,75 ± 0,81	4,68 ± 0,84
Нутовая	1,62 ± 0,15	7,40 ± 1,04	9,98 ± 1,22	65,3 ± 6,3	4,56 ± 0,71	1,35 ± 0,25	6,54 ± 0,92
Гречневая	4,15 ± 0,98	2,88 ± 0,53	5,04 ± 1,05	20,2 ± 4,1	0,69 ± 0,17	1,75 ± 0,38	4,00 ± 0,93
Пшеничная	2,04 ± 0,36	2,76 ± 0,43	10,01 ± 1,32	34,8 ± 4,3	1,35 ± 0,24	3,63 ± 0,49	3,48 ± 0,36
Рисовая	2,51 ± 0,18	2,71 ± 0,11	14,29 ± 0,74	74,2 ± 3,2	1,08 ± 0,08	5,28 ± 0,28	5,19 ± 0,29

**Таблица 3**

Статистические параметры различных видов муки

**Table 3**

Statistical Parameters of Different Types of Flour

Вид муки	$M_\lambda$ , нм	$\sigma^2$	$As$	$Ex$
Гороховая	373 ± 10	3723 ± 127	-0,061 ± 0,015	-0,785 ± 0,026
Овсяная	360 ± 8	3693 ± 110	0,220 ± 0,039	-0,659 ± 0,096
Ржаная	340 ± 7	3254 ± 60	0,499 ± 0,101	-0,256 ± 0,051
Нутовая	324 ± 6	4360 ± 187	0,818 ± 0,129	-0,514 ± 0,103
Гречневая	371 ± 7	4109 ± 271	-0,050 ± 0,012	-0,826 ± 0,097
Пшеничная	338 ± 5	3983 ± 131	0,934 ± 0,098	-0,320 ± 0,058
Рисовая	332 ± 2	2861 ± 22	0,519 ± 0,032	-0,211 ± 0,023

## Анализ признаков с наибольшей разделяющей способностью

В контексте комплексной оценки пригодности спектральных параметров для автоматической классификации была разработана методика, учитывающая абсолютные погрешности измерений и степень перекрытия признаков между различными видами муки.

Расчет  $Z$ -оценки для каждого признака:

$$z_{ij} = \frac{|x_{ij} - \mu_j|}{\sigma_{\text{призн}_j}}, \quad (8)$$

где  $x_{ij}$  — значение  $j$ -го признака для  $i$ -го вида муки;  $\mu_j$  — среднее значение  $j$ -го признака по всем видам муки;

$\sigma_{\text{призн}_j}$  — стандартное отклонение  $j$ -го признака по всем видам муки.

Экспоненциальное преобразование  $Z$ -оценки в вероятность уникальности:

$$P_{ij} = \frac{(1 - e^{-z_{ij}})}{\max(1 - e^{-z_{ij}})} \cdot 100 \%. \quad (9)$$

Формула для расчета погрешности вероятности уникальности с использованием метода распространения погрешностей:

$$\Delta P_{ij} = e^{-z_{ij}} \cdot \frac{\Delta x_{ij}}{\sigma_{\text{призн}_j}} \cdot 100 \%, \quad (10)$$

где  $\Delta x_{ij}$  — абсолютная погрешность измерения  $j$ -го признака для  $i$ -го вида муки;

$\sigma_{\text{призн}_j}$  — стандартное отклонение  $j$ -го признака по всем видам муки.

Для предотвращения необоснованно высоких значений погрешностей, которые могут возникать при очень малых значениях стандартного отклонения  $\sigma_{\text{призн}_j}$ , значения погрешностей ограничиваются сверху величиной 20%.

Параметр  $\sigma_{\text{призн}_j}$ , используемый в формулах (8) и (10), представляет собой стандартное отклонение значений  $j$ -го признака по различным видам муки, его не следует путать с параметром  $\sigma^2$  из Таблицы 3, который характеризует дисперсию спектрального распределения для отдельных видов муки.

Для каждой пары видов муки ( $i, k$ ) и каждого признака  $j$  рассчитывается степень перекрытия интервалов

$$O_{ikj} = \frac{\max[0, \min(x_{ij} + \Delta x_{ij}, x_{kj} + \Delta x_{kj}) - \max(x_{ij} - \Delta x_{ij}, x_{kj} - \Delta x_{kj})]}{R_{ikj}} \times 100 \%, \quad (11)$$

где  $R_{ikj} = \max(x_{ij} + \Delta x_{ij}, x_{kj} + \Delta x_{kj}) - \min(x_{ij} - \Delta x_{ij}, x_{kj} - \Delta x_{kj})$  — полный диапазон, охватывающий оба интервала значений с учетом погрешностей;

$x_{ij}, x_{kj}$  — значения признака  $j$  для видов муки  $i$  и  $k$ ;  $\Delta x_{ij}, \Delta x_{kj}$  — абсолютные погрешности измерения признака  $j$  для видов муки  $A$  и  $B$ .

Тогда разделяющая способность (средний процент отсутствия перекрытия по всем парам видов муки) равняется

$$S_j = \frac{1}{N_{\text{пар}}} \sum_{ik} (1 - O_{ikj}) \cdot 100 \%, \quad (12)$$

где  $N_{\text{пар}}$  — количество всех возможных пар видов муки (для 7 видов муки  $N_{\text{пар}} = 21$ ).

В результате комплексная оценка признака имеет следующий вид

$$C_j = \frac{U_j + S_j}{2}, \quad (13)$$

где  $U_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{ij}$  — средняя уникальность признака  $j$  ( $N = 7$  — количество видов муки).

Уровень отличия для видов муки рассчитывается следующим образом:

$$D_i = \frac{1}{N_{\text{призн}} \cdot (N_{\text{видов}} - 1)} \times \sum_{j=1}^{N_{\text{призн}}} \sum_{k=1, k \neq i}^{N_{\text{видов}}} (1 - O_{ikj}) \cdot 100 \%, \quad (14)$$

где  $i$  — текущий вид муки;

$N_{\text{призн}} = 11$  — количество признаков;

$N_{\text{видов}} = 7$  — количество видов муки;

$O_{ikj}$  — перекрытие признака между видом  $i$  и видом  $k$  (который не равен виду  $i$ ).

Тогда комплексная оценка вида муки будет рассчитываться по формуле

$$C_i = \frac{U_i + D_i}{2}, \tag{15}$$

где  $U_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N P_{ij}$  — средняя уникальность вида муки  $i$  ( $N = 7$  — количество видов муки).

Среднее перекрытие для пар видов муки ( $i, k$ ) равен следующему

$$O_{ik}^{Avg} = \frac{1}{N_{\text{призн}}} \sum_{j=1}^{N_{\text{призн}}} O_{ikj}. \tag{16}$$

Среднее разделение для пар видов муки ( $i, k$ ) рассчитывается по формуле

$$S_{ik}^{Avg} = 100\% - O_{ik}^{Avg}. \tag{17}$$

Количество признаков с хорошим разделением равняется

$$N_{good_{ik}} = \sum_{j=1}^{N_{\text{призн}}} I(O_{ikj} < 20\%), \tag{18}$$

где  $I$  — индикаторная функция (равна 1, если условие выполняется).

В Таблицах 4 и 5 приведены критерии классификации сложности разделения видов муки.

Для объективной интерпретации данных Таблицы 5 и отнесения каждого вида муки к определенному классу сложности были введены критерии, основанные на двух ключевых метриках: средней уникальности вида ( $U_i$ ) и уровне его отличия от других видов ( $D_i$ ). Пороговые значения для критериев установлены эмпирически на основе анализа распределения полученных данных и направлены на обеспечение устойчивой классификации:

- (1) «Легко классифицируемый»:  $U_i \geq 55\%$  и  $D_i \geq 70\%$ . Виды с высокой внутренней стабильностью признаков и одновременно высокой степенью отличия от всех других видов.
- (2) «Средне классифицируемый»:  $U_i \geq 48\%$  и  $D_i \geq 50\%$ . Виды с удовлетворительной стабильностью, но со средним или пониженным уровнем отличия, что указывает на частичное перекрытие признаков с некоторыми другими видами.
- (3) «Сложно классифицируемый»:  $U_i < 55\%$  или  $D_i < 70\%$ . К этому классу относятся виды, спектральные признаки которых либо обладают высокой вариабельностью (низкая уникальность), либо сильно перекрываются с признаками других видов (низкий уровень отличия), что существенно затрудняет их надежную автоматическую идентификацию.

**Таблица 4**

Рейтинг уникальности признаков с учетом разделяющей способности

**Table 4**

A Rating of the Uniqueness of Features, Taking Into Account the Separating Ability

Место	Признак	$U_j, \%$	$S_j, \%$	$C_j, \%$
1	$H_{220-500}/H_{470-500}$	$77,5 \pm 10,3$	93,2	85,3
2	$E_x$	$74,4 \pm 10,8$	95,2	84,8
3	$M_\lambda$	$78,1 \pm 13,4$	91,1	84,6
4	$A_s$	$70,5 \pm 7,6$	94,9	82,7
5	$H_{320-380}/H_{410-470}$	$70,4 \pm 12,1$	91,9	81,1
6	$H_{220-500}/H_{410-470}$	$67,0 \pm 14,2$	89,3	78,1
7	$\sigma^2$	$55,9 \pm 13,0$	92,5	74,2
8	$H_{220-500}/H_{250-310}$	$59,2 \pm 17,3$	86,7	73,0
9	$H_{410-470}/H_{470-500}$	$56,6 \pm 17,1$	82,9	69,8
10	$H_{250-310}/H_{320-380}$	$44,7 \pm 10,0$	82,3	63,5
11	$H_{220-500}/H_{320-380}$	$45,4 \pm 14,7$	62,1	53,8

Таблица 5

Уникальность видов муки с оценкой уровня отличия

Table 5

The Uniqueness of the Types of Flour with an Assessment of the Level of Difference

Место	Вид муки	$U_j, \%$	$D_j, \%$	$C_j, \%$	Класс сложности
1	Нутовая	78,4 ± 10,5	81,8	80,1	Легко классифицируемый
2	Рисовая	69,5 ± 6,4	66,7	68,1	Средне классифицируемый
3	Гречневая	78,3 ± 12,3	60,6	69,5	Средне классифицируемый
4	Пшеничная	55,5 ± 15,0	60,6	58,0	Средне классифицируемый
5	Ржаная	54,1 ± 16,2	57,6	55,8	Средне классифицируемый
6	Гороховая	65,0 ± 11,8	56,1	60,5	Средне классифицируемый
7	Овсяная	44,4 ± 17,0	56,1	50,2	Сложно классифицируемый

По Таблице 4 можно сделать вывод, что наибольшей комплексной оценкой обладают признаки  $N_{220-500}/N_{470-500}$  (85,3%),  $E_x$  (84,8%) и  $M_\lambda$  (84,6%), что делает их наиболее перспективными для использования в алгоритмах классификации. Статистические параметры  $E_x$ ,  $M_\lambda$  и  $A_s$  демонстрируют высокую разделяющую способность (>90%), что указывает на их устойчивость к перекрытию из-за погрешностей измерений. Наименее информативным признаком является  $N_{220-500}/N_{320-380}$  с комплексной оценкой 53,8%.

Анализ данных, представленных в Таблице 5, позволяет выявить существенные различия в степени пригодности отдельных видов муки для автоматической классификации на основе спектральных характеристик. Наиболее благоприятные условия для автоматической идентификации наблюдаются для нутовой муки, которая является единственным представителем категории «легко классифицируемых» образцов. Высокое значение её комплексной оценки ( $C_j = 80,1\%$ ) обусловлено сочетанием значительных показателей уникальности (78,4%) и уровня отличия (81,8%). Такое соотношение параметров свидетельствует о стабильности и отчетливой выраженности спектральных признаков, что обеспечивает их надежную дифференциацию в процессе автоматической классификации.

В противоположность этому, наибольшие сложности при классификации демонстрирует овсяная мука, отнесенная к категории «сложно классифицируемых» объектов. Несмотря на умеренный уровень отличия (56,1%), показатель уникальности для данного вида является сравнительно низким

(44,4%). Подобная комбинация параметров указывает на значительную вариабельность спектральных характеристик внутри исследуемой группы, что снижает степень их воспроизводимости и, как следствие, затрудняет процедуру автоматической идентификации.

Для подтверждения практической значимости выделенных спектральных параметров проведена серия экспериментов по автоматическому распознаванию видов муки. Исходные экспериментальные данные (Таблицы 2, 3) стали основой для формирования расширенной выборки, учитывающей типичные производственные вариации: межпартийные колебания ( $\pm 15\%$ ), изменение условий хранения ( $\pm 10\%$ ), вариабельность влажности ( $\pm 8\%$ ) и степени помола ( $\pm 7\%$ ). В результате сгенерирован массив из 210 синтетических образцов, соответствующих трем технологическим партиям каждого вида муки. В классификации задействованы шесть наиболее значимых признаков согласно Таблице 4. Проведено сравнение четырех алгоритмов: случайный лес, метод опорных векторов с радиально-базисным (RBF) и линейным ядрами, а также  $k$ -ближайших соседей ( $k = 5$ ).

Для оценки данные предварительно разделили на две выборки: обучающую (70%) и тестовую (30%), обеспечив сохранение баланса классов. На обучающей выборке выполнялась пятикратная кросс-валидация. Итоговая оценка выполнялась на тестовой выборке с расчетом метрик accuracy, precision, recall и F1-score. Результаты (Таблица 6) показали, что все модели обеспечивают точность на тестовой выборке от 84,1% до 88,9%. Макси-

**Таблица 6**

Результаты классификации видов муки

**Table 6**

The Results of the Classification of Flour Types

Модель	Точность (кросс-валидация),%	Точность (тест),%	Precision, %	Recall,%	F1-score, %
Случайный лес	83,6 ± 9,2	85,5	85,8	85,5	85,6
SVM (RBF ядро)	80,2 ± 7,1	85,5	85,8	85,5	85,6
k-NN (k = 5)	85,0 ± 4,6	84,1	85,4	84,1	83,9
SVM (линейное ядро)	84,9 ± 9,9	88,9	89,5	88,9	88,8

**Таблица 7**

Матрица ошибок модели Random Forest

**Table 7**

The Error Matrix of the Random Forest Model

Истинный \ Предсказанный	Горох	Гречка	Нут	Овес	Пшеница	Рожь	Рис	Всего образцов
Горох	8	1	0	0	0	0	0	9
Гречка	2	7	0	0	0	0	0	9
Нут	0	0	9	0	0	0	0	9
Овес	0	0	0	9	0	0	0	9
Пшеница	0	0	0	0	9	0	0	9
Рожь	0	0	0	0	0	8	1	9
Рис	0	0	0	0	0	1	8	9
Всего предсказаний	10	8	9	9	9	9	9	63

мальные показатели (accuracy = 88,9%, F1-score = 88,8%) достигнуты методом опорных векторов с линейным ядром, что свидетельствует о хорошей линейной разделимости классов в пространстве выбранных признаков.

Детальный анализ ошибочных классификаций выполнен по матрице ошибок модели случайного леса (Таблица 7). Общая точность составила 92,1% (58 из 63). Нутовая, овсяная и пшеничная мука были идентифицированы безошибочно. Основные ошибки пришлись на пары «гороховая–гречневая» (3 ошибки) и «ржаная–рисовая» (2 ошибки), что коррелирует с данными Таблицы 5, указывающими на низкую степень различия между этими классами.

Проблемные пары, требующие дополнительных измерений, приведены в Таблице 8.

**Таблица 8**

Проблемные пары классов

**Table 8**

Problematic Class Pairs

Истинный класс	Ошибочный прогноз	Число ошибок	Процент ошибок
Гречневая	Гороховая	2	22,2
Гороховая	Гречневая	1	11,1
Ржаная	Рисовая	1	11,1
Рисовая	Ржаная	1	11,1

Таким образом, экспериментально подтверждена возможность автоматической идентификации видов муки по фотолюминесцентным спектрам с точностью до 89%.

## ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

Полученные результаты подтверждают перспективность применения фотолюминесцентной спектроскопии для задач автоматической идентификации видов муки и позволяют уточнить спектральные параметры, обладающие наибольшей разделяющей способностью. Анализ спектров синхронного поглощения показал, что для всех исследованных образцов характерно наличие максимумов в области 272–290 нм, а также выраженного сигнала в области около 362 нм и слабого максимума вблизи 424 нм. Эти особенности спектрального отклика отражают совокупное влияние органических компонентов муки и согласуются с ранее полученными данными о применимости оптических методов спектроскопии для анализа пищевых продуктов. В частности, использование спектральных характеристик различных диапазонов излучения рассматривается как эффективный инструмент оценки качества зернового сырья и продуктов его переработки (Nagel-Held et al., 2022).

Существенным результатом исследования является установление того, что наибольшей информативностью обладают не абсолютные значения интегральных спектральных параметров, а их соотношения и статистические характеристики формы спектра. Наибольшая комплексная оценка разделяющей способности была получена для признака  $H_{220-500}/H_{470-500}$ , а также для статистических параметров распределения — эксцесса и математического ожидания. Данные признаки характеризуют структуру спектрального распределения и позволяют более устойчиво различать виды муки даже при наличии погрешностей измерения. Подобный подход соответствует современным тенденциям применения хемометрических методов, при которых для классификации образцов используются производные параметры спектральных кривых, а не только исходные спектральные интенсивности. Например, аналогичные методы многомерного анализа применяются при использовании гиперспектральной визуализации и спектроскопии ближнего инфракрасного диапазона для выявления примесей и определения подлинности муки (Shao et al., 2019; Pompeu et al., 2021).

Разработанная в работе методика комплексной оценки признаков позволила определить их относительную информативность и выявить раз-

личия в степени пригодности отдельных видов муки для автоматической классификации. Наиболее благоприятные условия для автоматической идентификации установлены для нутовой муки, для которой наблюдается одновременно высокая уникальность признаков и значительный уровень отличия от остальных видов. Это свидетельствует о стабильности спектральных характеристик данного продукта и его хорошей дифференцируемости в спектральном пространстве. В то же время овсяная мука продемонстрировала наименьшую уникальность признаков, что может быть связано с более высокой вариабельностью химического состава и технологических характеристик зерна овса. Известно, что биохимические свойства зерна овса и продуктов его переработки могут значительно изменяться в зависимости от сорта, условий выращивания и технологических параметров переработки (Шаболкина и соавт., 2021).

Дополнительное подтверждение полученных результатов дает анализ эффективности алгоритмов машинного обучения. Использование нескольких моделей классификации показало, что точность автоматической идентификации достигает 88,9%, причем наилучшие результаты получены при применении метода опорных векторов с линейным ядром. Высокая эффективность линейной модели указывает на относительно хорошую линейную разделимость классов в пространстве выбранных признаков. Анализ матрицы ошибок показал, что основная часть ошибок возникает при различении пар «гороховая–гречневая» и «ржаная–рисовая» мука. Это согласуется с результатами спектрального анализа, которые демонстрируют близость ряда интегральных параметров для этих видов муки. Подобные трудности классификации характерны и для других методов спектрального анализа. Так, при использовании гиперспектральной визуализации также отмечается перекрытие признаков между близкими по составу образцами зернового сырья, что требует применения дополнительных алгоритмов обработки данных (Shao et al., 2019).

Следует отметить, что предложенный в работе подход имеет ряд преимуществ по сравнению с альтернативными методами контроля качества муки. Многие существующие методы анализа, включая хроматографические и химические методы, требуют использования реактивов и сложного лабо-

раторного оборудования (Донская и соавт., 2024). Методы визуализации и компьютерного анализа изображений также предъявляют высокие требования к условиям освещения и качеству изображения (Штейнберг & Морозова, 2021; Vrabec et al., 2024). В отличие от них фотолюминесцентная спектроскопия может быть реализована в системах автоматического контроля без необходимости получения высококачественного изображения и без разрушения образца. Кроме того, она потенциально может быть интегрирована в системы машинного зрения, используемые в пищевой промышленности для автоматизированного мониторинга сырья и продуктов переработки.

В то же время необходимо отметить и ограничения проведенного исследования. Экспериментальная база включала ограниченное число образцов, что может не полностью отражать естественную вариабельность сырья, обусловленную различиями сортов зерна, условиями выращивания и технологическими параметрами переработки. Кроме того, в работе рассматривались преимущественно чистые виды муки, тогда как в реальных условиях производства часто используются сложные смеси различных компонентов. В связи с этим дальнейшие исследования должны быть направлены на расширение базы экспериментальных данных, изучение спектральных характеристик многокомпонентных смесей и разработку специализированных алгоритмов для повышения точности классификации близких по свойствам образцов.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате проведенного исследования были изучены фотолюминесцентные спектральные характеристики семи видов муки в диапазоне 200–500 нм и разработана методика комплексной оценки информативности спектральных параметров

для задач автоматической классификации. Показано, что интегральные и статистические характеристики спектров обладают высокой разделяющей способностью и могут использоваться в качестве признаков для построения алгоритмов автоматической идентификации.

Установлено, что наибольшей информативностью обладают параметры, основанные на соотношениях интегральных поглощательных способностей и статистических характеристиках спектрального распределения. Наиболее высокую комплексную оценку показали признаки  $H_{220-500}/H_{470-500}$ , эксцесс спектрального распределения и математическое ожидание, что позволяет рассматривать их в качестве базовых параметров для построения алгоритмов классификации.

Практическая проверка предложенного подхода с использованием методов машинного обучения показала возможность автоматической идентификации видов муки с точностью до 88,9%. Наиболее высокую эффективность продемонстрировал метод опорных векторов с линейным ядром, что свидетельствует о достаточной разделимости классов в пространстве выбранных признаков. Анализ ошибок классификации позволил выявить проблемные пары видов муки, для которых требуется дополнительная оптимизация алгоритмов и расширение набора спектральных параметров.

Полученные результаты подтверждают перспективность применения фотолюминесцентной спектроскопии в системах автоматического контроля качества муки и открывают возможности для создания неразрушающих экспресс-методов идентификации состава мучных смесей. Дальнейшие исследования должны быть направлены на расширение экспериментальной базы, анализ многокомпонентных смесей и интеграцию разработанных методов в автоматизированные системы мониторинга сырья и продуктов переработки зерна.

## ЛИТЕРАТУРА

- Березина, Н. А., Хмелева, Е. В., Артемова, Е. Н., Осипова, Г. А., & Шведова, М. Н. (2019). Моделирование поликомпонентной смеси для хлебобулочных изделий. *Ползуновский вестник*, 1, 11–16.
- Вершинина, О. Л., Гончар, В. В., Росляков, Ю. Ф., & Тычина, А. В. (2019). Использование безглютеновой гречневой муки в производстве хлеба из смеси ржаной и пшеничной муки. *Известия высших учебных заведений. Пищевая технология*, 5–6(371–372), 35–38. <https://doi.org/10.26297/0579-3009.2019.5-6.8>
- Донская, Г. А., Бычкова, Т. С., & Юрова, Е. А. (2024). Исследование радиопротекторного потенциала муки из масличных культур. *Ползуновский вестник*, 4, 86–92. <https://doi.org/10.25712/ASTU.2072-8921.2024.04.013>
- Жазыкбаева, Г. М. (2022). Современный метод контроля качества муки с помощью “ИНФРАНЕО”. *Инновационная техника и технология*, 9(4), 17–21.
- Кладов, Е. А., Есин, С. Б., & Егорова, Е. Ю. (2022). Компьютерная обработка изображений и их интерпретация в анализе гранулометрического состава масличной муки. *Ползуновский вестник*, 4(1), 48–56. <https://doi.org/10.25712/ASTU.2072-8921.2022.04.006>
- Крадецкая, О. О., Чилимова, И. В., Дашкевич, С. М., Утебаев, М. О., & Каиржанов, Е. К. (2022). Взаимосвязь цветовых различий муки и зерна с зольностью и силой муки различных сортов мягкой пшеницы. *Вестник науки Казахского агротехнического университета им. С. Сейфуллина*, 2-1(113), 24–34. [https://doi.org/10.51452/kazatu.2022.2\(113\).951](https://doi.org/10.51452/kazatu.2022.2(113).951)
- Кунашева, Ж. М., & Кодзокова, М. Х. (2018). Применение дробленой муки из риса в пищевых технологиях. *Новые технологии*, 4, 62–67.
- Лебедев, Д. В., Рожков, Е. А., Леонов, В. А., & Мальнев, И. Д. (2019). Применение электротехнологических оптико-электронных способов в хлебопекарном производстве для определения качества пшеничной муки и концентрации мучной пыли в воздухе. *АгроЭкоИнфо*, 4(38), 35.
- Мирошина, Т. А., & Резниченко, И. Ю. (2025). Потенциал гречневой муки в производстве безглютеновых хлебобулочных, макаронных и кондитерских изделий. *Вестник КрасГАУ*, 8(221), 204–216. <https://doi.org/10.36718/1819-4036-2025-8-204-216>
- Никонорова, Ю. Ю., Волкова, А. В., & Макушин, А. Н. (2021). Исследование реологических свойств теста и хлеба из смеси муки пшеничной высшего сорта и сорговой муки. *Вестник КрасГАУ*, 4(169), 155–160. <https://doi.org/10.36718/1819-4036-2021-4-155-160>
- Почицкая, И. М. (2022). Научно-практические основы разработки системы комплексной оценки качества пищевых продуктов: диссертация на соискание ученой степени доктора технических наук. Краснодар: Кубанский государственный технологический университет.
- Рукшан, Л. В., & Новожилова, Е. С. (2023). Исследование технологических свойств муки, полученной из обработанных разными способами семян люпина. *Пищевая промышленность*, 6, 30–32. <https://doi.org/10.52653/PPI.2023.6.6.009>
- Серебренникова, Е. С., & Анисимова, Л. В. (2022). Качество муки из зерна сорго и реологические свойства теста из смеси пшеничной и сорговой муки. *Ползуновский вестник*, 3, 71–80. <https://doi.org/10.25712/ASTU.2072-8921.2022.03.010>
- Черных, В. Я., Сарбашев, К. А., Шуленин, А. В., & Жирнова, Е. В. (2017). Определение цветовых характеристик пшеничной муки при производстве хлебобулочных и макаронных изделий. *Хлебпродукты*, 2, 44–47.
- Шаболкина, Е. Н., Шевченко, С. Н., & Анисимкина, Н. В. (2021). Результаты изучения биохимических свойств зерна овса голозерного и физических свойств теста смесей с пшеничной мукой. *Зерновое хозяйство России*, 4(76), 61–65. <https://doi.org/10.31367/2079-8725-2021-76-4-61-65>
- Штейнберг, Т. С., & Морозова, О. В. (2021). Оценка метрологических характеристик сканирующего анализатора муки при определении оптических свойств

- компонентов методом анализа цифрового изображения. *Хлебопродукты*, 7, 36–38. <https://doi.org/10.32462/0235-2508-2021-30-7-36-38>
- Akın, P.A., Sezer, B., Bean, S.R., Peiris, K., Tilley, M., Apaydın, H. & Boyacı, İ.H. (2021). Analysis of corn and sorghum flour mixtures using laser-induced breakdown spectroscopy. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 101, 1076–1084. <https://doi.org/10.1002/jsfa.10717>
- Brabec, D., Grothe, S., Perez-Fajardo, M., Pordesimo, L., & Yeater, K. (2024). Potential of a flatbed scanner for evaluation of flour samples for dark specks and flour color. *Cereal Chemistry*, 101, 508–517. <https://doi.org/10.1002/cche.10758>
- Guo, X., Meng, X., Li, L., Qiu, X., Li, C., Guo, G., Sun, X., Gong, T., & Tian, Y. (2024). A moisture detection sensor for flour based on the gas in scattering media absorption spectroscopy. *Microwave and Optical Technology Letters*, 66, e34011. doi:10.1002/mop.34011
- He, P., Wu, Y., Wang, J., Ren, Y., Ahmad, W., Liu, R., Ouyang, Q., Jiang, H., & Chen, Q. (2020). Detection of mites *Tyrophagus putrescentiae* and *Cheyletus eruditus* in flour using hyperspectral imaging system coupled with chemometrics. *Journal of Food Process Engineering*, 43, e13386. <https://doi.org/10.1111/jfpe.13386>
- Hernández-Aguilar, C., Domínguez-Pacheco, A., Cruz-Orea, A., & Ivanov, R. (2019). Photoacoustic spectroscopy in the optical characterization of foodstuff: A review. *Journal of Spectroscopy*, 5920948. <https://doi.org/10.1155/2019/5920948>
- Jenfa, M.D., Adelusi, O.A., Aderinoye, A., Coker, O.J., Martins, I.E., & Obadina, O.A. (2024). Physicochemical compositions, nutritional and functional properties, and color qualities of sorghum–orange-fleshed sweet potato composite flour. *Food Science & Nutrition*, 12, 2364–2378. <https://doi.org/10.1002/fsn3.3922>
- Nagel-Held, J., Kaiser, L., Longin, C. F. H., & Hitzmann, B. (2022). Prediction of wheat quality parameters combining Raman, fluorescence, and near-infrared spectroscopy (NIRS). *Cereal Chemistry*, 99, 830–842. <https://doi.org/10.1002/cche.10540>
- Pompeu, D.R., Souza, J.N.S. & Pena, R.S. (2021), Fast and non-destructive determination of simultaneous physicochemical parameters of *Manihot esculenta* flour using FT-NIR spectroscopy and multivariate analysis. *International Journal of Food Science & Technology*, 56, 3826–3833. <https://doi.org/10.1111/ijfs.14998>
- Rai, D., Rai, A.K., Rai, A.K., Singh D. B., & Yadav A. K. (2025). LIBS—a promising technique for control of food quality. *Journal of Optics*. <https://doi.org/10.1007/s12596-024-02436-2>
- Shao, Y., Xuan, G., Hu, Z., & Wang, Y. (2019). Detection of adulterants and authenticity discrimination for coarse grain flours using NIR hyperspectral imaging. *Journal of Food Process Engineering*, 42, e13265. <https://doi.org/10.1111/jfpe.13265>
- Yue, M., Zhang, S., Zhang, J., Wang, S., Yu, X., Li, H., Yin, X. & Ma, C. (2023). Potato flour content determination of potato–wheat flour mixture based on hyperspectral imaging. *International Journal of Food Science & Technology*, 58, 4780–4789. <https://doi.org/10.1111/ijfs.16587>

## REFERENCE

- Berezina, N. A., Khmeleva, E. V., Artemova, E. N., Osipova, G. A., & Shvedova, M. N. (2019). Modeling of a polycomposite mixture for bakery products. *Polzunovsky Bulletin*, 1, 11–16. (In Russ.).
- Vershinina, O. L., Gonchar, V. V., Roslyakov, Yu. F., & Tychina, A.V. (2019). The use of gluten-free buckwheat flour in the production of bread from a mixture of rye and wheat flour. *News of higher educational institutions. Food Technology*, 5-6(371-372), 35–38. (In Russ.). <https://doi.org/10.26297/0579-3009.2019.5-6.8>
- Donskaya, G. A., Bychkova, T. S., & Yurova, E. A. (2024). Investigation of the radioprotective potential of flour from oilseeds. *Polzunovsky Bulletin*, 4, 86–92. (In Russ.). <https://doi.org/10.25712/ASTU.2072-8921.2024.04.013>
- Zhazykbaeva, G. M. (2022). A modern method of flour quality control using INFRANEO. *Innovative Engineering and Technology*, 9(4), 17–21. (In Russ.).

- Kladov, E. A., Yesin, S. B., & Egorova, E. Y. (2022). Computer image processing and their interpretation in the analysis of the granulometric composition of oilseed flour. *Polzunovsky Bulletin*, 4(1), 48–56. (In Russ.) <https://doi.org/10.25712/ASTU.2072-8921.2022.04.006>.
- Kradetskaya, O. O., Chilimova, I. V., Dashkevich, S. M., Utebaev, M.O., & Kairzhanov, E.K. (2022). The relationship of the color differences of flour and grain with the ash content and strength of flour of various varieties of soft wheat. *Bulletin of Science of the Kazakh Agrotechnical University named after S. Seifullin*, 2-1(113), 24–34. (In Russ.) [https://doi.org/10.51452/kazatu.2022.2\(113\).951](https://doi.org/10.51452/kazatu.2022.2(113).951).
- Kunasheva, J. M., & Kodzokova, M. H. (2018). The use of crushed rice flour in food technology. *New Technologies*, 4, 62–67. (In Russ.).
- Lebedev, D. V., Rozhkov, E. A., Leonov, V. A., & Malnev, I. D. (2019). The use of electrotechnological optoelectronic methods in bakery production to determine the quality of wheat flour and the concentration of flour dust in the air. *AgroEcoInfo*, 4(38), 35. (In Russ.).
- Miroshina, T. A., & Reznichenko, I. Y. (2025). The potential of buckwheat flour in the production of gluten-free bakery, pasta and confectionery products. *Bulletin of KrasGAU*, 8(221), 204–216. (In Russ.). <https://doi.org/10.36718/1819-4036-2025-8-204-216>
- Nikonorova, Yu. Yu., Volkova, A.V., & Makushin, A. N. (2021). Investigation of rheological properties of dough and bread made from a mixture of premium wheat flour and sorghum flour. *Bulletin of KrasGAU*, 4(169), 155–160. (In Russ.). <https://doi.org/10.36718/1819-4036-2021-4-155-160>
- Pochitskaya, I. M. (2022). Scientific and practical foundations of the development of a comprehensive food quality assessment system [Unpublished doctoral disserttion]. Krasnodar. (In Russ.).
- Rukshan, L. V., & Novozhilova, E. S. (2023). Investigation of the technological properties of flour obtained from lupine seeds processed in various ways. *Food Industry*, 6, 30–32. (In Russ.). <https://doi.org/10.52653/PPI.2023.6.6.009>
- Serebrennikova, E. S., & Anisimova, L. V. (2022). The quality of sorghum flour and the rheological properties of a dough made from a mixture of wheat and sorghum flour. *Polzunovsky Bulletin*, 3, 71–80. (In Russ.). <https://doi.org/10.25712/ASTU.2072-8921.2022.03.010>
- Chernykh, V. Ya., Sarbashev, K. A., Shulenin, A.V., & Zhirnova, E. V. (2017). Determination of the color characteristics of wheat flour in the production of bakery and pasta products. *Bread Products*, 2, 44–47. (In Russ.).
- Shabolkina, E. N., Shevchenko, S. N., & Anisimkina, N. V. (2021). The results of studying the biochemical properties of bare oat grain and the physical properties of dough mixtures with wheat flour. *Grain Industry of Russia*, 4(76), 61–65. (In Russ.). <https://doi.org/10.31367/2079-8725-2021-76-4-61-65>
- Steinberg, T. S., & Morozova, O. V. (2021). Evaluation of the metrological characteristics of a scanning flour analyzer in determining the optical properties of components by digital image analysis. *Bread products*, 7, 36–38. (In Russ.). <https://doi.org/10.32462/0235-2508-2021-30-7-36-38>
- Akın, P.A., Sezer, B., Bean, S.R., Peiris, K., Tilley, M., Apaydın, H. & Boyacı, İ.H. (2021). Analysis of corn and sorghum flour mixtures using laser-induced breakdown spectroscopy. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 101, 1076–1084. <https://doi.org/10.1002/jsfa.10717>
- Brabec, D., Grothe, S., Perez-Fajardo, M., Pordesimo, L., & Yeater, K. (2024). Potential of a flatbed scanner for evaluation of flour samples for dark specks and flour color. *Cereal Chemistry*, 101, 508–517. <https://doi.org/10.1002/cche.10758>
- Guo, X., Meng, X., Li, L., Qiu, X., Li, C., Guo, G., Sun, X., Gong, T., & Tian, Y. (2024). A moisture detection sensor for flour based on the gas in scattering media absorption spectroscopy. *Microwave and Optical Technology Letters*, 66, e34011. <https://doi.org/10.1002/mop.34011>
- He, P., Wu, Y., Wang, J., Ren, Y., Ahmad, W., Liu, R., Ouyang, Q., Jiang, H., & Chen, Q. (2020). Detection of mites *Tyrophagus putrescentiae* and *Cheyletus eruditus* in flour using hyperspectral

- imaging system coupled with chemometrics. *Journal of Food Process Engineering*, 43, e13386. <https://doi.org/10.1111/jfpe.13386>
- Hernández-Aguilar, C., Domínguez-Pacheco, A., Cruz-Orea, A., & Ivanov, R. (2019). Photoacoustic Spectroscopy in the Optical Characterization of Foodstuff: A Review. *Journal of Spectroscopy*, 5920948. <https://doi.org/10.1155/2019/5920948>
- Jenfa, M. D., Adelusi, O. A., Aderinoye, A., Coker, O. J., Martins, I. E., & Obadina, O. A. (2024). Physicochemical compositions, nutritional and functional properties, and color qualities of sorghum–orange-fleshed sweet potato composite flour. *Food Science & Nutrition*, 12, 2364–2378. <https://doi.org/10.1002/fsn3.3922>
- Nagel-Held, J., Kaiser, L., Longin, C. F. H., & Hitzmann, B. (2022). Prediction of wheat quality parameters combining Raman, fluorescence, and near-infrared spectroscopy (NIRS). *Cereal Chemistry*, 99, 830–842. <https://doi.org/10.1002/cche.10540>
- Pompeu, D.R., Souza, J.N.S. & Pena, R.S. (2021), Fast and non-destructive determination of simultaneous physicochemical parameters of *Manihot esculenta* flour using FT-NIR spectroscopy and multivariate analysis. *International Journal of Food Science & Technology*, 56, 3826–3833. <https://doi.org/10.1111/ijfs.14998>
- Rai, D., Rai, A.K., Rai, A.K., Singh D. B., & Yadav A. K. (2025). LIBS—a promising technique for control of food quality. *Journal of Optics*. <https://doi.org/10.1007/s12596-024-02436-2>
- Shao, Y., Xuan, G., Hu, Z., & Wang, Y. (2019). Detection of adulterants and authenticity discrimination for coarse grain flours using NIR hyperspectral imaging. *Journal of Food Process Engineering*, 42, e13265. <https://doi.org/10.1111/jfpe.13265>
- Yue, M., Zhang, S., Zhang, J., Wang, S., Yu, X., Li, H., Yin, X. & Ma, C. (2023). Potato flour content determination of potato–wheat flour mixture based on hyperspectral imaging. *International Journal of Food Science & Technology*, 58, 4780–4789. <https://doi.org/10.1111/ijfs.16587>

## ОБ АВТОРЕ

**Михаил Владимирович Беляков**, главный научный сотрудник Федерального научного агроинженерного центра ВИМ (109428, Российская Федерация, Москва, 1-й Институтский проезд, д. 5), ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4371-8042>, Scopus ID: 6701456418, Researcher ID: W-2746-2018, SPIN-код: 2864-9937, [bmw20100@mail.ru](mailto:bmw20100@mail.ru)

## ABOUT THE AUTHOR

**Mikhail Vladimirovich Belyakov**, Chief Researcher, Federal Scientific Agroengineering Center VIM (109428, Russian Federation, Moscow, 1st Institutsky passage, 5), ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4371-8042>, Scopus ID: 6701456418, Researcher ID: W-2746-2018, SPIN code: 2864-9937, [bmw20100@mail.ru](mailto:bmw20100@mail.ru)