

УДК 664.38

Использование нечеткой логики RStudio при оценке качества вина

Д-р экон. наук Д. М. НАЗАРОВ, д-р техн. наук О. В. ЧУГУНОВА,
канд. техн. наук Н. А. ПАНКРАТЬЕВА*

Уральский государственный экономический университет

*E-mail: nata-pankratyeva@yandex.ru

Качество вина зависит от множества факторов, включая сорт винограда, климатические условия, технологии производства и хранения. С развитием технологий и увеличением объемов производства вина возникла необходимость в более системном подходе к оценке его качества. Вино является одним из наиболее сложных продуктов для оценки качества, так как традиционные методы оценки качества вина часто включают субъективную дегустацию. Для повышения субъективности оценки можно использовать дескрипторно-профильный метод дегустационного анализа. В настоящее время не существует простых критериев, позволяющих на основе анализа образца вина определить, были ли выдержаны все технологические условия при производстве или нет. Используемые критерии основаны в большей части на органолептических оценках. Подобная оценка по определению зависима от состояния эксперта-дегустатора, которое, в свою очередь, не поддается контролю. В настоящей работе нами рассматривается оценка возможности использования количественных и математических методов, таких как нечеткая логика. Результаты, полученные с помощью нечеткой системы вывода в RStudio, показали хорошую сходимость с экспертными оценками и высокий уровень интерпретируемости модели.

Ключевые слова: качество вина, вкус вина, физико-химические характеристики, анализ данных, нечеткая модель оценки.

Информация о статье:

Поступила в редакцию 25.05.2025, одобрена после рецензирования 18.06.2025, принята к печати 23.06.2025

DOI: 10.17586/1606-4313-2025-24-3-76-82

Язык статьи — русский

Для цитирования:

Назаров Д. М., Чугунова О. В., Панкратьева Н. А. Использование нечеткой логики RStudio при оценке качества вина. // Вестник Международной академии холода. 2025. № 3. С. 76–82. DOI: 10.17586/1606-4313-2025-24-3-76-82

Using fuzzy logic RStudio for wine quality assessment

D. Sc. D. M. NAZAROV, D. Sc. O. V. CHUGUNOVA, Ph. D. N. A. PANKRATYEVA*

Ural State University of Economics

*E-mail: nata-pankratyeva@yandex.ru

Wine quality depends on many factors, including grape variety, climate conditions, production and storage technologies. With the development of technology and the increase in wine production volumes, there is a need for a more systematic approach to assessing its quality. Wine is one of the most difficult products to assess quality, since traditional methods of assessing wine quality often include subjective tasting. To increase the subjectivity of the assessment, it is possible to use the descriptor-profile method of tasting analysis. Currently, there are no simple criteria that allow one to determine whether all technological conditions during production were met or not based on the analysis of a wine sample. The criteria used are based largely on organoleptic assessments. Such an assessment is by definition dependent on the state of the expert taster, which, in turn, cannot be controlled. In this paper, we consider the assessment of the possibility of using quantitative and mathematical methods, such as fuzzy logic. The results obtained using the fuzzy inference system in RStudio showed good convergence with expert assessments and a high level of interpretability of the model.

Keywords: wine quality, wine taste, physico-chemical characteristics, data analysis, fuzzy estimation model.

Article info:

Received 25/05/2025, approved after reviewing 18/06/2025, accepted 23/06/2025

DOI: 10.17586/1606-4313-2025-24-3-76-82

Article in Russian

For citation:

Nazarov D. M., Chugunova O. V., Pankratyeva N. A. Using fuzzy logic RStudio for wine quality assessment. *Journal of International Academy of Refrigeration*. 2025. No 3. p. 76-82. DOI: 10.17586/1606-4313-2025-24-3-76-82

Введение

Нечеткая логика в сочетании с аналитическими возможностями RStudio предоставляет виноделам, исследователям и производственным аналитикам эффективный инструмент, способный вывести оценку качества вина на новый уровень точности и адаптивности.

В RStudio можно построить модель нечеткого вывода, которая будет оценивать качество вина на основе различных факторов, таких как уровень кислотности, содержание сахара и алкоголя.

В работах С. А. Сидорина, Л. И. Воронова [1] предложен инструмент классификации экспертных сенсорных оценок качества винных изделий с применением технологий интеллектуального анализа данных. Основная задача заключается в обучении алгоритма машинного обучения на основе входных значений физико-химических характеристик каждого образца с показателями сенсорных оценок качества продукта. В качестве алгоритмов использовались: стохастический градиентный спуск, метод обратного распространения ошибки и выпрямленная линейная функция активации. Для решения поставленной задачи был выбран язык программирования Python 3.6.4 и интерактивная оболочка Jupyter Notebook [2].

Исследования по оценке возможности использования метода бинарных откликов — модели логит регрессии для идентификации фальсификатов вин представлены в работах А. А. Халафян и др. [3, 4]. При описании статистических характеристик использованной выборки образцов натуральных вин и фальсификатов наряду со средним арифметическим значением и стандартным отклонением рассмотрены их непараметрические аналоги — медиана, нижняя и верхняя квартили [5]. Результаты исследований межгрупповой неоднородности натуральных вин и фальсификатов по содержанию в них летучих веществ (ацетальдегида, этилацетата, метанола, высших спиртов, уксусной кислоты, фурфурола) явились предпосылкой разработки модели логит регрессии для идентификации фальсификатов по данным химического анализа.

Нечеткая логика (или нечеткие системы) используется для обработки данных, которые невозможно точно описать с помощью традиционной логики (например, «вино хорошее», «вино очень хорошее», «вино с высоким содержанием алкоголя») [3].

Нечеткая логика позволяет создавать систему, в которой переменные могут принимать значения не только «истинно» или «ложно», как в классической логике, но и находиться в промежуточных состояниях. Например, оценка качества вина может быть выражена не как точное число, а как принадлежность к множествам, таким как «низкое качество», «среднее качество» и «высокое качество», с определенными степенями принадлежности.

Системы нечеткого управления могут рассматриваться в различных аспектах: нечеткий контроллер рассматривается как нелинейный контроллер, описываемый лингвистическими правилами, а не дифференциальными уравнениями, или система нечеткого управления может рассматриваться как реализация стратегии управления человеком-экспертом. Понимание функционирования систем нечеткого управления, т. е. обработки информации, происходящей в системе нечеткого управления, и ее вза-

имодействия с оборудованием и другими компонентами системы автоматического управления требует знания нечеткой логики [6, 7] и теории нечетких множеств [5].

Теория нечетких множеств — это математическая концепция, где нечеткие множества позволяют элементам частично принадлежать множеству, имея степень принадлежности в интервале от 0 до 1. Это отражает неопределенность и нечеткость в реальных данных [8]–[10].

Цель данной работы — разработать нечеткую модель оценки качества вина с использованием среды разработки RStudio, показать преимущества использования элементов нечеткой логики в процессе классификации вина по качеству.

Объекты и методы

В качестве объектов исследования нами были отобраны французские красные сухие вина в ценовом диапазоне от 1000 до 2500 руб.

Образец 1 — вино красное сухое, Chateau Lafite Rothschild, 2016. Согласно описанию продавца — вино обладает полным, плотным, зрелым, сочным вкусом с высокой кислотностью и большим количеством танинов. Интенсивные и глубокие ноты черных фруктов и цветов дополняются приятной свежестью. Послевкусию долгое. Аромат наполнен тонами Кирша, сирени, черной малины, черной смородины, нюансами сигарной коробки, сладкого табака, влажной земли, чая из шиповника, кедр, гвоздики, солодки, свицового карандаша, а также гарриги и благовоний.

Образец 2 — вино красное сухое, Domaine de la Romanee-Conti, 2015. Вкус сочный, сладкий, очень живой, выразительный, насыщенный, глубокий, сбалансированный, с тонами малины, клубники, боярышника, оттенками дуба и специй, длительным послевкусием с твердыми танинами и минеральными нотами. Аромат наполнен оттенками цветов, малины, консервированной сливы, листьев смородины, красного апельсина, подлеска и дуба.

Образец 3 — вино красное сухое, Pierre Chanau Gaillac, 2021. Характеристика производителя: во вкусе вина тона сочных красных ягод и сушеного инжира перемежаются с нежностью оттенков рождественской выпечки. Вино оставляет сочное фруктовое послевкусие. Аромат вина наполнен нотками спелых красных ягод, сладких пряностей и едва уловимыми нюансами кедр.

Определение органолептических и физико-химических показателей вин, регламентированных ГОСТ, проводили по методикам, установленным в действующих нормативных документах [11].

Данные физико-химических показателей опытных образцов вина представлены в табл. 1. Необходимо отметить, что кислотность у второго и третьего образца ниже требований ГОСТ 32030–21.

Для реализации модели нечеткого вывода в RStudio можно использовать пакет «FuzzyR» или «sets», который предоставляет все необходимые инструменты для создания и работы с нечеткими множествами и правилами [12]–[14].

Алгоритм реализации модели нечеткого вывода представлен на рис. 1.

Перед тем как приступить к созданию модели, необходимо установить и загрузить необходимые пакеты.

Таблица 1

Физико-химические показатели вина

Table 1

Physico-chemical characteristics of wine

Показатель	Требования ГОСТ 32030–21	Образец 1	Образец 2	Образец 3
Массовая концентрация титруемых кислот, г/дм ³	не менее 3,5	3,5	3,2	3,4
Объемная доля этилового спирта, %	не менее 8,5 и не более 17,0	13,5	13,0	12,5
Массовая концентрация сахаров, г/дм ³	не более 4,0	1,0	0,5	1,5
pH	—	3,6	3,4	3,6
Сульфаты, г/дм ³	—	0,6	0,4	0,7

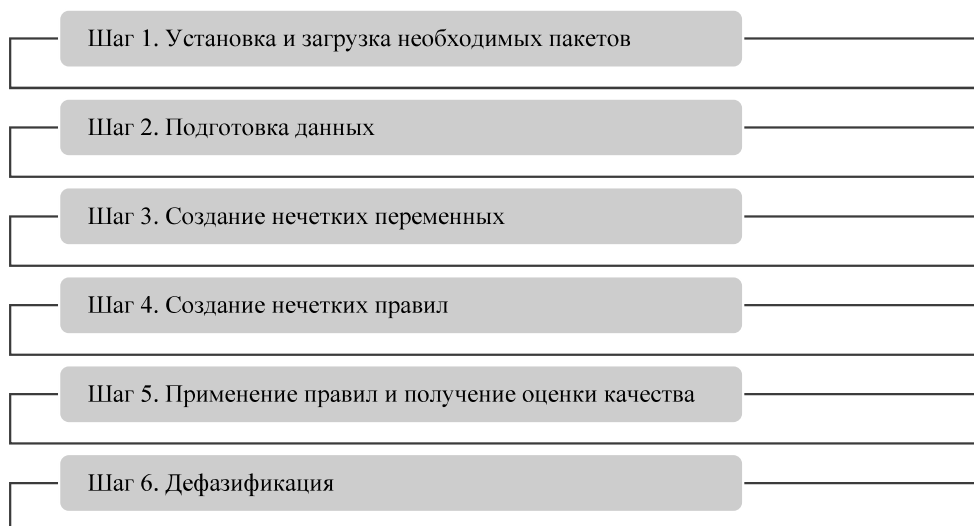


Рис. 1. Алгоритм реализации модели нечеткого вывода

Fig. 1. Algorithm for implementing the fuzzy inference model

```

# Определение нечетких переменных
alcohol <- fuzzy_set(c("low", "medium", "high"),
                    membership = c(0, 0.5, 1, 0.5, 0))

acidity <- fuzzy_set(c("low", "medium", "high"),
                    membership = c(0, 0.3, 1, 0.7, 0))

sugar <- fuzzy_set(c("low", "medium", "high"),
                  membership = c(0, 0.4, 1, 0.6, 0))
  
```

Рис. 2. Определение нечетких переменных

Fig. 2. Determination of fuzzy variables

```

# Определение нечетких правил
rules <- fuzzy_rules(
  alcohol == "high" & acidity == "low" ~ "high_quality",
  alcohol == "medium" & acidity == "medium" ~ "medium_quality",
  acidity == "high" & sugar == "low" ~ "low_quality"
)
  
```

Рис. 3. Определение нечетких правил

Fig. 3. Determination of fuzzy rules

Для оценки качества вина нам нужно использовать набор данных о качестве вина (датасет), который содержит информацию о таких характеристиках, как содержание алкоголя, кислотности, pH, содержание сахара и других признаках, которые могут влиять на качество [13]. Например, мы можем использовать открытый датасет Wine Quality [14, 15].

Далее мы создаем нечеткие переменные для различных характеристик, таких как содержание алкоголя, уровень кислотности и другие. Мы определим несколько уровней для каждой переменной рис. 2 (например, для уровня кислотности: «низкая», «средняя», «высокая»).

На следующем этапе создаётся набор правил для оценки качества вина. Например, если вино имеет высокий уровень алкоголя и низкую кислотность, его качество может быть высоким, но, если кислотность высокая и сахар низкий, качество может быть низким (рис. 3).

Далее, на основе правил и соответствующих нечетких переменных, строится оценка качества. Для того чтобы перевести нечеткую оценку в конкретную величину, применяется метод дефазификации, который позволяет получить точную оценку качества вина.

Результаты исследования и их обсуждение

Для реализации модели необходимо описать входные (input), промежуточные (intermediate) и выходные переменные (output), а также правила, по которым они задаются.

В нашей модели реализовано 2 блока переменных: «Химические характеристики» — блок с химическим составом вина;

«Органолептические характеристики» — блок со свойствами продукта, которые оцениваются органами чувств.

Характеристики, которые входят в первый блок «Химические характеристики» и во второй блок «Органолептические характеристики» представлены в табл. 2.

Входные переменные блока с химическими характеристиками являются количественными. «Acidity», «sugar», «pH» и «sulfates» измеряются в г/дм³, а «alcohol» — в %.

Таблица 2

Характеристики блока переменных данных

Table 2

Characteristics of variable data

Химические характеристики			
Характеристика	Наименование	Характеристика	Наименование
acidity	кислотность	alcohol	спирт
sugar	сахар	sulfates	сульфаты
pH	водородный показатель		
Органолептические характеристики			
aroma	аромат	taste	вкус

Входные переменные блока с органолептическими характеристиками являются неколичественными, так как вкус и аромат нельзя исчислять в каких-либо единицах измерения.

Терм-множества (табл. 3, 4) являются четко определенными интервалами для каждой переменной. Это позволит нам лучше понять в какую категорию попадают значения кислотности, сахара, спирта, водородного показателя, сульфатов, вкуса и аромата.

Выходная переменная будет принимать терм-множества: низкий, средний и высокий, опираясь на входные переменные и правила.

Теперь определим эвристические правила для двух блоков переменных.

Правила для низкого качества вина:

IF «acidity»=«высокая» AND «sugar»=«высокое» AND «alcohol»=«высокий» AND «pH»=«высокий» AND «sulfates»=«высокое» AND «aroma»=«сильный» AND «taste»=«неприятный» THEN «качество вина»=«низкое»;

IF «acidity»=«высокая» AND «sugar»=«среднее» AND «alcohol»=«высокий» AND «pH»=«нормальный» AND «sulfates»=«высокое» AND «aroma»=«средний» AND «taste»=«неприятный» THEN «качество вина»=«низкое»;

IF «acidity»=«средняя» AND «sugar»=«высокое» AND «alcohol»=«низкий» AND «pH»=«высокий» AND

Таблица 3

Терм-множества переменной «Химические характеристики»

Table 3

Term-set of the variable «Chemical characteristics»

Градация	acidity	sugar	alcohol	pH	sulfates
низкая	(0, 2, 4)	(0, 2, 4)	(0, 8, 12)	(0, 2, 4)	(0, 0.5, 1)
средняя	(2, 5, 7)	(2, 5, 8)	(10, 12, 14)	(2, 4, 6)	(1, 1.5, 2)
высокая	(5, 8, 10)	(5, 8, 15)	(12, 15, 20)	(4, 6, 8)	(1.5, 2, 3)

Таблица 4

Терм-множества переменной «Органолептические характеристики»

Table 4

Term-set of the variable «Organoleptical characteristics»

Градация	aroma	Градация	taste
слабый	(0, 1, 2)	неприятный	(0, 2, 4)
средний	(1, 3, 5)	приемлемый	(2, 5, 7)
сильный	(4, 5, 6)	вкусный	(5, 8, 10)

«sulfates»=«низкое» AND «aroma»=«слабый» AND «taste»=«неприятный» THEN «качество вина»=«низкое»;

Правила для среднего качества вина:

IF «acidity»=«средняя» AND «sugar»=«среднее» AND «alcohol»=«средний» AND «pH»=«нормальный» AND «sulfates»=«среднее» AND «aroma»=«средний» AND «taste»=«приемлемый» THEN «качество вина»=«среднее»;

IF «acidity»=«низкая» AND «sugar»=«среднее» AND «alcohol»=«средний» AND «pH»=«нормальный» AND «sulfates»=«среднее» AND «aroma»=«сильный» AND «taste»=«приемлемый» THEN «качество вина»=«среднее»;

Правила для высокого качества вина:

IF «acidity»=«низкая» AND «sugar»=«низкое» AND «alcohol»=«низкий» AND «pH»=«низкий» AND «sulfates»=«низкое» AND «aroma»=«слабый» AND «taste»=«вкусный» THEN «качество вина»=«высокое»;

IF «acidity»=«низкая» AND «sugar»=«низкое» AND «alcohol»=«средний» AND «pH»=«нормальный» AND

«sulfates»=«низкое» AND «aroma»=«средний» AND «taste»=«вкусный» THEN «качество вина»=«высокое»;

IF «acidity»=«средняя» AND «sugar»=«высокое» AND «alcohol»=«низкий» AND «pH»=«нормальный» AND «sulfates»=«высокое» AND «aroma»=«сильный» AND «taste»=«вкусный» THEN «качество вина»=«высокое»;

IF «acidity»=«высокая» AND «sugar»=«высокое» AND «alcohol»=«низкий» AND «pH»=«нормальный» AND «sulfates»=«среднее» AND «aroma»=«сильный» AND «taste»=«вкусный» THEN «качество вина»=«высокое»;

Таким образом, мы подробно описали входные переменные для двух блоков: «Химические характеристики» и «Органолептические характеристики». А также составили эвристические правила, используемые в нечеткой модели для оценки качества вина.

Далее проведем оценку, опираясь на введенные нами характеристики. Наша нечеткая модель отражает качество вина на основе описанных ранее правил и лингвистических переменных, что позволяет сделать более информативный вывод.

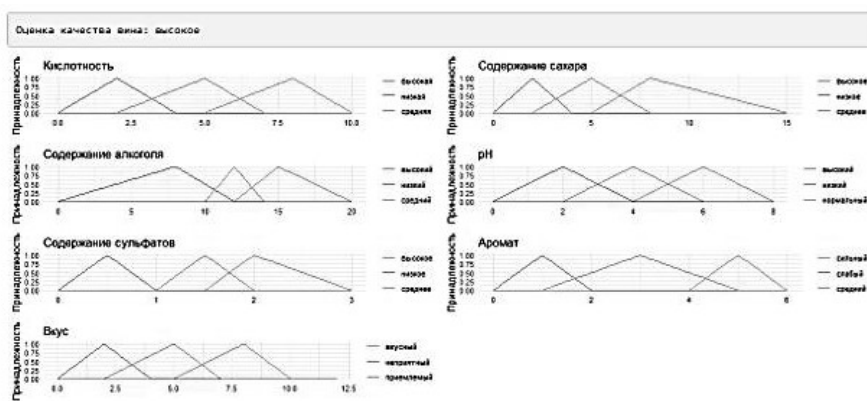
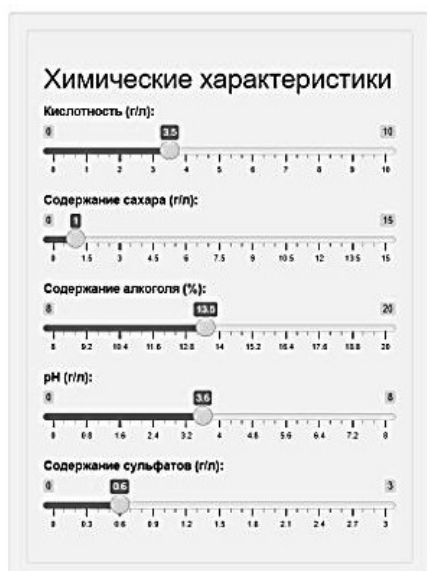


Рис. 4. Физико-химические характеристики вина (образец 1)

Fig. 4. Physico-chemical characteristics of wine (sample 1)

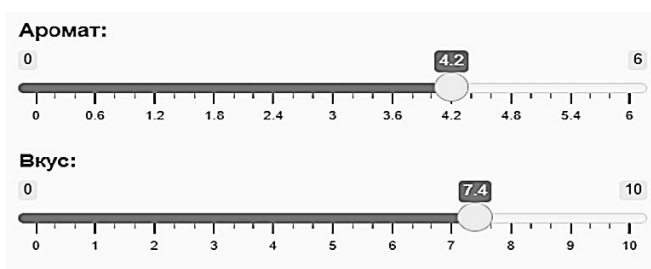


Рис. 5. Органолептические характеристики (образец 1)

Fig. 5. Organoleptical characteristics (sample 1)



Рис. 6. Оценка качества вина

Fig. 6. Wine quality evaluation

На вход подается информация о физико-химических показателях, например, значения pH, а на выходе получается результат, основанный на сенсорных данных, которые представляют собой среднее значение как минимум трёх оценок, выставленных винными экспертами. Каждый эксперт оценивал качество вина по шкале от 0 (очень плохо) до 10 (отлично).

Химические характеристики принимают следующие значения (рис. 4). Субъективные характеристики (рис. 5). Данные представлены для образца 1.

После нажатия на кнопку «Оценить качество вина» мы получим результат о качестве вина (рис. 6).

Это означает, что данное вино с такими характеристиками высокого качества.

Заключение

В работе предложен инструмент классификации экспертных сенсорных оценок качества вина с применением технологий интеллектуального анализа данных, с использованием среды разработки RStudio. Основная задача заключается в обучении алгоритма машинного обучения на основе входных значений физико-химических характеристик каждого образца с показателями сенсорных оценок качества продукта.

Для реализации модели нечеткого вывода в RStudio использовали пакет «FuzzyR», который предоставляет

все необходимые инструменты для создания и работы с нечеткими множествами.

Алгоритм реализации модели нечеткого вывода представлен в несколько этапов. Для оценки качества вина использовали набор данных о качестве вина (дата-сет), который содержит информацию о таких характеристиках, как содержание алкоголя, кислотности, pH и содержание сахара. Далее для каждой переменной определяли несколько уровней (например, для уровня кислотности: «низкая», «средняя», «высокая»). Затем на основе правил и соответствующих нечетких переменных, строится оценка качества.

В нашей модели реализовано 2 блока переменных: химические характеристики (блок с химическим составом вина) и органолептические характеристики (блок со свойствами продукта, которые оцениваются органами чувств).

В качестве входных данных используется информация о физико-химических показателях, например, значения pH, а на выходе получается результат, основанный на сенсорных данных, которые представляют собой среднее значение как минимум трёх оценок, выставленных экспертами дегустаторами.

Предложенная нечеткая модель отражает качество вина на основе описанных правил и лингвистических переменных, что позволяет повысить объективность экспертных сенсорных оценок качества вина.

Литература

1. Сидорина С. А., Воронова Л. И. Применение методов интеллектуального анализа данных в задаче классификации экспертных оценок качества винных изделий. // Научное обозрение. Педагогические науки. 2019. № 4–3. С. 76–78.
2. Бруевич Н. А. Реализация классификатора продуктов питания с помощью метода машинного обучения. // Научное обозрение. Педагогические науки. 2019. № 4–3. С. 30–34.
3. Якуба Ю. Ф. Применение классификационного анализа для оценки качества вин в номинальной шкале/Ю. Ф. Якуба, З. А. Темердашев, А. А. Халафян // Журнал аналитической химии. 2016. Т. 71, № 2. С. 212–222. DOI: 10.7868/S004445021602016X.
4. Халафян А. А. Использование модели логит регрессии для идентификации фальсификатов вин/А. А. Халафян, Ю. Ф. Якуба, З. А. Темердашев // Аналитика и контроль. 2016. № 1. С. 47–52.
5. Якуба Ю. Ф., Халафян А. А., З. А. Темердашев и др. Вкусовая оценка качества виноградных вин с использованием методов математической статистики // Вопросы питания. 2016. Т. 85, № 5. С. 93–99.
6. Ruiz J., Kiene F., Belda I., Fracassetti D., Marquina D., Navascués E., Calderón F., Benito A., Rauhut D., Santos A., Benito S. Effects on varietal aromas during wine making: A review of the impact of varietal aromas on the flavor of wine // Appl. Microbiol. Biotechnol. 2019. V. 103. P. 7425.
7. Gardner D. M., Duncan S. E., Zoecklein B. W. Aroma characterization of petit manseng wines using sensory consensus training, SPME GC–MS, and electronic nose analysis // Am. J. Enol. Vitic. 2017. V. 68. P. 112.
8. Mirás-Avalos J. M., Bouzas-Cid Y., Trigo-Córdoba E., Orriols I., Falqué E. Effects of two different irrigation systems on the amino acid concentrations, volatile composition and sensory profiles of Godello Musts and wines // Foods. 2019. V. 8. Article 8040135.

References

1. Sidorina S. A., Voronova L. I. The application of data mining methods in the task of classifying expert assessments of the quality of wine products. Scientific review. Pedagogical sciences. 2019. No 4–3, p. 76–78. (in Russian)
2. Bruevich N. A. Implementation of the food classifier using the machine learning method. Scientific review. Pedagogical sciences. 2019. No 4–3. p. 30–34. (in Russian)
3. Yakuba Yu. F., Temerdashev Z. A., Khalafyan A. A. The use of classification analysis to evaluate the quality of wines on a nominal scale. *Journal of Analytical Chemistry*. 2016. Vol. 71. No 2. P. 212–222. DOI: 10.7868/S004445021602016X. (in Russian)
4. Khalafyan A. A., Yakuba Yu. F., Temerdashev Z. A. Using a logit regression model to identify counterfeit wines. *Analytics and control*. 2016. No 1. P. 47–52. (in Russian)
5. Yakuba Yu. F., Khalafyan A. A., Temerdashev Z. A. et al. Taste assessment of the quality of grape wines using mathematical statistics methods. *Nutrition issues*. 2016. Vol. 85. No 5. P. 93–99. (in Russian)
6. Ruiz, J., Kiene, F., Belda, I., Fracassetti, D., Marquina, D., Navascués, E., Calderón, F., Benito, A., Rauhut, D., Santos, A., Benito, S. Effects on varietal aromas during wine making: A review of the impact of varietal aromas on the flavor of wine. *Applied Microbiology and Biotechnology*, 2019. Vol. 103, p. 7425.
7. Gardner D. M., Duncan S. E., Zoecklein B. W. Aroma characterization of petit manseng wines using sensory consensus training, SPME GC–MS, and electronic nose analysis. *American Journal of Enology and Viticulture*, 2017. V. 68. P. 112.
8. Mirás-Avalos J. M., Bouzas-Cid Y., Trigo-Córdoba E., Orriols I., Falqué E. Effects of two different irrigation systems on the amino acid concentrations, volatile composition and sensory profiles of Godello musts and wines. *Foods*. 2019. V. 8, Article 8040135.

9. Ле Д. Х., Агабубаев А. Разработка модели управления режимами работы приводов скребкового конвейера на основе мягких вычислений. // Горный информационно-аналитический бюллетень. 2022. № 3. С. 130–142. DOI: 10.25018/0236_1493_2022_3_0_130.
10. Чугунова О. В. Теоретическое обоснование и практическое использование дескрипторно-профильного метода при разработке продуктов с заданными потребительскими свойствами: специальность 05.18.15 «Технология и товароведение пищевых продуктов и функционального и специализированного назначения и общественного питания»: диссертация на соискание ученой степени доктора технических наук/Чугунова Ольга Викторовна. Кемерово, 2012. 396 с.
11. ГОСТ 32030–21. Вина. Общие технические условия. М.: Стандартинформ, 2021. 109 с.
12. Луценко Е. В., Печурин Е. К., Сергеев А. Э. Автоматизированный системно-когнитивный анализ зависимости субъективных сомелье-оценок качества вина от его объективных физико-химических свойств. // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. 2019. № 149. С. 39–80. DOI: 10.21515/1990-4665-149-015.
13. Пищиков Г. Б., Лазарев В. А. Оценка эффективности процесса биогенерации в модернизированной установке шампанизации вина. // Индустрия питания. 2024. Т. 9, № 3. С. 43–55. DOI: 10.29141/2500-1922-2024-9-3-5.
14. Автоматизация распознавания газированных и игристых вин // Пищевая и перерабатывающая промышленность. Реферативный журнал. 2007. № 3. С. 831.
15. Jens Jäkel, Ralf Mikut, Georg Bretthauer. Fuzzy control systems. // Sample chapters control systems, robotics and automation. 2004. Vol. XVII. URL: <https://www.eolss.net/sample-chapters/c18/e6-43-23.pdf>
9. Le D. Kh., Agabubaev A. Development of a model for controlling the operating modes of scraper conveyor drives based on soft computing. Mining information and analytical bulletin. 2022. No 3. P. 130–142. DOI: 10.25018/0236_1493_2022_3_0_130. (in Russian)
10. Chugunova O. V. Theoretical justification and practical use of the descriptor-profile method in the development of products with specified consumer properties: specialty 05.18.15 «Technology and commodity science of food products and functional and specialized purposes and catering»: dissertation for the degree of Doctor of Technical Sciences/Olga V. Chugunova. Kemerovo, 2012. 396 p. (in Russian)
11. State standard 32030–21. Fault. General technical conditions. Moscow: Standartinform, 2021. 109 p. (in Russian)
12. Lutsenko E. V., Pechurina E. K., Sergeev A. E. Automated system-cognitive analysis of the dependence of subjective sommelier assessments of wine quality on its objective physico-chemical properties. Polythematic online electronic scientific journal of the Kuban State Agrarian University. 2019. No. 149. pp. 39–80. DOI: 10.21515/1990-4665-149-015. (in Russian)
13. Pischikov G. B., Lazarev V. A. Evaluation of the effectiveness of the biogeneration process in a modernized wine champanization plant. Food industry. 2024. Vol. 9, No. 3. pp. 43–55. DOI: 10.29141/2500-1922-2024-9-3-5. (in Russian)
14. Automation of recognition of carbonated and sparkling wines // Food and processing industry. Abstract journal. 2007. No. 3. p. 831. (in Russian)
15. Jens Jäkel, Ralf Mikut, Georg Bretthauer. Fuzzy control systems. // Sample chapters control systems, robotics and automation. 2004. Vol. XVII. URL: <https://www.eolss.net/sample-chapters/c18/e6-43-23.pdf>

Сведения об авторах

Назаров Дмитрий Михайлович

Д. э. н., доцент, профессор кафедры бизнес информатики, Уральский государственный экономический университет, 620144, Россия, Екатеринбург, ул. 8 Марта/Народной Воли, 62/45, slup2005@mail.ru, SPIN-код: 2424–3457, AuthorID: 392155

Чугунова Ольга Викторовна

Д. т. н., профессор кафедры технологии питания, Уральский государственный экономический университет, 620144, Россия, Екатеринбург, ул. 8 Марта/Народной Воли, 62/45, Chugunova@usue.ru, SPIN-код: 7452–2380, AuthorID: 132758

Панкратьева Наталья Анатольевна

К. т. н., доцент кафедры технологии питания, Уральский государственный экономический университет, 620144, Россия, Екатеринбург, ул. 8 Марта/Народной Воли, 62/45, natanpankratyeva@yandex.ru, SPIN-код: 4629–1238, AuthorID: 652714

Information about authors

Nazarov Dmitry M.

D. Sc., Associate Professor, Professor of the Department of Business Informatics, Ural State University of Economics, 620144, Russia, Yekaterinburg, 8 Marta/Narodnoy Voli St., 62/45, slup2005@mail.ru, SPIN-code: 2424–3457, AuthorID: 392155

Chugunova Olga V.

D. Sc., Professor of the Department of Nutrition Technology, Ural State University of Economics, 620144, Russia, Yekaterinburg, 8 Marta/Narodnoy Voli, 62/45, Chugunova@usue.ru, SPIN-code: 7452–2380, AuthorID: 132758

Pankratyeva Natalya A.

Ph. D., Associate Professor of the Department of Nutrition Technology, Ural State University of Economics, 620144, Russia, Yekaterinburg, 8 Marta/Narodnoy Voli, 62/45, natanpankratyeva@yandex.ru, SPIN-code: 4629–1238, AuthorID: 652714



Статья доступна по лицензии
Creative Commons «Attribution-NonCommercial»