

УДК 634.8:[631.526.3:004.4]

UDC 634.8:[631.526.3:004.4]

DOI 10.30679/2219-5335-2024-1-85-157-173

DOI 10.30679/2219-5335-2024-1-85-157-173

**ПЕРСПЕКТИВЫ РАЗРАБОТКИ
ЦИФРОВЫХ МОДЕЛЕЙ
СОРТОВ ВИНОГРАДА
ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ
РЕЗУЛЬТАТИВНОСТИ
ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ
ПРОЦЕССОВ**

**PROSPECTS
FOR THE DEVELOPMENT
OF DIGITAL MODELS
OF GRAPE VARIETIES
FOR PREDICTING
THE EFFECTIVENESS
OF TECHNOLOGICAL PROCESSES**

Иванова Маргарита Игоревна
канд. с.-х. наук
начальник отдела организации учета
применения средств химизации
и разработки проектно-сметной
документации
e-mail: imi_2712@mail.ru;
<https://orcid.org/0000-0002-3749-9525>

Ivanova Margarita Igorevna
Cand. Agr. Sci.
Head of the Department
for the Organization of Accounting
for use of Chemicals and Development
of Design and Estimate Documentation
e-mail: imi_2712@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0002-3749-9525>

*Федеральное государственное
бюджетное учреждение «Центр
агрохимической службы «Крымский»,
Симферополь, Крым, Россия*

*Federal State Budgetary Institution
«Center of Agrochemical
Service «Krymsky»,
Simferopol', Republic of Crimea, Russia*

Иванченко Вячеслав Иосифович
д-р с.-х. наук
профессор кафедры плодовоовощеводства
и виноградарства
e-mail: magarach.iv@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0002-8545-4233>

Ivanchenko Vyacheslav Iosifovich
Dr. Sci. Agr.
Professor of Fruit and Vegetable
Growing and Viticulture Department
e-mail: magarach.iv@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0002-8545-4233>

Потанин Дмитрий Валериевич
канд. с.-х. наук
доцент кафедры плодовоовощеводства
и виноградарства
e-mail: potanin.07@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0003-3724-8758>

Potanin Dmitry Valerievich
Cand. Agr. Sci.
Associate Professor of Fruit and Vegetable
Growing and Viticulture Department
e-mail: potanin.07@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0003-3724-8758>

*Институт
«Агротехнологическая академия»
Федеральное государственное
автономное образовательное
учреждение высшего образования
«Крымский федеральный университет
имени В.И. Вернадского»,
Симферополь, Крым, Россия*

*Agrotechnological Academy
of the Federal State-Owned
Autonomous Educational
Establishment
of Higher Education
«V.I. Vernadsky Crimean
Federal University»,
Simferopol', Republic of Crimea, Russia*

На современном этапе при увеличении объёмов потребления виноградовинодельческой продукции, необходимо осуществлять мониторинговый прогноз возможности её производства для каждого отдельного сорта или привойно-подвойной комбинации в зависимости от почвенно-климатических условий и технологии выращивания. Это возможно только при условии разработки прогностических моделей поведения сорта винограда или его привойно-подвойной комбинации в привитой культуре в различных эоагробιοценозах. Целью исследования являлось рассмотрение методологических подходов к созданию математических моделей прогноза поведения отдельного сорта или групп сортов винограда в зависимости от абиотических и агротехнологических особенностей выращивания. Для выполнения поставленной цели была использована ранее созданная база данных, полученных в ходе эксперимента, проводимого на базе маточных насаждений и открытой виноградной школки Института «Агротехнологическая академия» ФГАОУ ВО «Крымский федеральный университет им. В.И. Вернадского», собранная в период с 2018 по 2021 гг. и подвергнутая многомерному регрессионному анализу с применением разработанной программы. Суммарное количество позиций, включенных в базу данных составляет 1860 шт. (31 параметр). В ходе исследований была доказана возможность разработки регрессионных моделей прогноза продуктивности при использовании непараметрического цифрового введения сортов, а также факторов окружающей среды. Установлено, что регрессионные модели, характеризующие качество лозы с учётом сортовых особенностей и погодных условий, могут меняться в зависимости от конкретного сорта. Так, подобная модель для сорта Каберне Совиньон является коренной с коэффициентом множественной корреляции $R = 0,9866$, а для сорта Сира – логарифмической при $R = 1,0000$. Рассмотрены перспективные возможности и способы разработки цифровых (математических) моделей, характеризующих

At the present stage, with an increase in the volume of consumption of grape-growing products, it is necessary to carry out a monitoring forecast of the possibility of its production for each individual variety or scion-rootstock combination, depending on edaphoclimatic conditions and cultivation technology. This is possible only if predictive models of the behavior of the grape variety or its scion-rootstock combination are developed in the grafted culture in various ecoagrobiocenoses. The purpose of the study was to consider methodological approaches to the creation of mathematical models for predicting the behavior of an individual variety or groups of grape varieties, depending on the abiotic and agrotechnological characteristics of cultivation. To achieve this goal, a previously created database was used, obtained during an experiment conducted on the basis of uterine plantations and an open grape school of the Institute "Agrotechnological Academy" of the V.I. Vernadsky Crimean Federal University, collected in the period from 2018 to 2021 and subjected to multidimensional regression analysis using the developed program. The total number of items included in the database is 1,860. (31 parameters). The research proved the possibility of developing regression models for predicting productivity using nonparametric digital introduction of varieties, as well as environmental factors. It is established that regression models characterizing the quality of the vine, taking into account varietal characteristics and weather conditions, can vary depending on a particular variety. Thus, a similar model for the Cabernet Sauvignon variety is fundamental with a multiple correlation coefficient of $R = 0.9866$, and for the Syrah variety it is logarithmic at $R = 1.0000$. Promising possibilities and ways of developing digital (mathematical) models characterizing

отдельно взятые сорта или группы сортов по происхождению по их продуктивности в зависимости от почвенно-климатических условий, технологии производства, а также параметров качества производимой продукции.

Ключевые слова: ВИНОГРАДАРСТВО, ЦИФРОВИЗАЦИЯ, ТЕХНОЛОГИЯ ВЫРАЩИВАНИЯ, ПРОГНОЗИРОВАНИЕ, ПРОДУКТИВНОСТЬ, ЭФФЕКТИВНОСТЬ ПРОИЗВОДСТВА

individual varieties or groups of varieties by origin according to their productivity, depending on edaphoclimatic conditions, production technology, as well as quality parameters of manufactured products are considered.

Key words: VITICULTURE, DIGITALIZATION, CULTIVATION TECHNOLOGY, FORECASTING, YIELD, PRODUCTION EFFICIENCY

Введение. Современное сельское хозяйство в процессе исторического развития опирается на получении максимальной продуктивности с учётом основных ограничивающих факторов, воздействуя на которые, и достигается наибольшая экономическая эффективность производства [1, 2]. Принимая во внимание этапное развитие производства, в самом начале учитывалась сама возможность получения сельскохозяйственной продукции. В дальнейшем, для повышения стабильности плодоношения, применялись агротехнологические и агрохимические мероприятия, влияющие на общий прирост урожаев практически без учёта экологических требований отдельных сортов к условиям выращивания [3, 4]. На современном этапе, в соответствии с законом ограничивающих факторов, наступил период, в котором производство уже должно учитывать сортовые особенности по отношению к условиям окружающей среды, а также отзыв сортов на воздействие человека в виде подбора адаптивных элементов агротехнологии [5, 6, 7].

Наиболее отчётливо данная тенденция прослеживается в отрасли виноградарства [8, 9]. Помимо необходимости валовых сборов, в виноградарстве требуется получение продукции с точно заданными параметрами, которые обусловлены не только ответом самой культуры на внешние факторы и антропогенное воздействие в виде агротехники, но и особенностями каждого отдельного сорта или привойно-подвойной комбинации [10, 11].

Попытка контроля качества произведённой продукции на фоне повышения продуктивности насаждений привела к разработке и внедрению целого спектра отдельных агротехнических мероприятий, которые позволяют достичь желаемых результатов в конкретных почвенно-климатических условиях [12, 13]. Однако при изменении отдельных факторов окружающей среды, зачастую, наблюдаются и качественно-количественные значения эффективности производства [14, 15, 16]. Это, в свою очередь, требует поиска и подбора новых решений для достижения желаемых результатов.

Существенные отличия почвенно-климатических условий выращивания винограда для производства винодельческой продукции в итоге привели к тому, что появляются значительные отличия качества вин и виноградарской продукции в целом, в зависимости от зоны выращивания и отдельных условий года [17-19]. Именно поэтому и появляются отдельные зоны выращивания с геозащищенными марками вин, произведённых из отдельных сортов винограда, которые, в свою очередь, могут оцениваться по своему качеству в зависимости от года получения урожая [10, 15, 20].

С увеличением объёмов потребления в мире, в каждой отдельной стране производящей виноградовинодельческую продукцию, необходимо осуществлять мониторинговый прогноз возможности её производства для каждого отдельного сорта или привойно-подвойной комбинации в зависимости от почвенно-климатических условий и подобранной технологии выращивания винограда [13, 19, 21]. Это возможно только при условии разработки прогностических моделей поведения сорта винограда или его привойно-подвойной комбинации в привитой культуре в различных эконобиоценозах.

Подобная работа для виноградарства началась и в России. Так, на основе геоинформационных систем отрабатываются изменения температурных показателей территории (теплообеспеченность, минимальные и максимальные температуры воздуха) в зависимости от расположения участка [22], а

также формирование прогностических моделей продуктивности виноградников отдельных групп сортов в зависимости от абиотических факторов окружающей среды [23]. При этом на основе уже накопленных знаний в сфере виноградарства подбираются отдельные, пока ещё укрупнённые алгоритмы правильного подбора сортов и подвоев в системе «растение-среда» в зависимости от почвенно-климатических условий зоны выращивания [24]. Однако на сегодня пока не созданы устойчивые и учитывающие все ограничивающие факторы окружающей среды и особенности агротехнологии математические модели, обеспечивающие прогноз поведения и продуктивности отдельного сорта или группы сортов по происхождению. Причиной отсутствия наработок в данном направлении является в большей мере то, что существуют методологические сложности в оцифровывании самих сортовых особенностей как элемента функции для учёта их в регрессионных моделях.

Цель исследования: разработать методологический подход к созданию математических моделей прогноза поведения отдельного сорта или групп сортов винограда в зависимости от абиотических и агротехнологических особенностей выращивания.

Объекты и методы исследования. Объектом исследований являлись математические (регрессионные) модели влияния факторов окружающей среды и отдельных элементов технологии на результативность производства привитого посадочного материала в зависимости от сортовых особенностей подвоя и привоя винограда.

Для разработки моделей использовалась база данных, полученных в ходе эксперимента, проводимого на базе маточных насаждений и открытой виноградной школки Института «Агротехнологическая академия» ФГАОУ ВО «Крымский федеральный университет им. В.И. Вернадского» по производству привитого посадочного материала винограда на различных подвойных и привойных сортах, собранная в период с 2018 по 2021 гг. и

обработанная с применением разработанной программы, включающей следующие многомерные регрессионные модели [25-27]:

1) Линейная:

$$Y=a_0+a_1*X_1+...+a_n*X_n. \quad (1)$$

2) Обратная:

$$Y=a_0+a_1/X_1+...+a_n/X_n. \quad (2)$$

3) Обратная 2:

$$Y=1/(a_0+a_1*X_1+...+a_n*X_n); \quad (3)$$

4) Линия степени $1/2$ (коренная):

$$Y=a_0+a_1*\sqrt{X_1}+...+a_n*\sqrt{X_n}; \quad (4)$$

5) Линия степени $1/2$ (коренная 2):

$$Y=\sqrt{a_0+a_1*X_1+...+a_n*X_n}; \quad (5)$$

6) Логарифмическая:

$$Y=a_0+a_1*\log X_1+...+a_n*\log X_n; \quad (6)$$

7) Экспоненциальная:

$$Y=\exp(a_0+a_1*X_1+...+a_n*X_n); \quad (7)$$

8) Степенная:

$$Y=a_0+x_1^{a_1}+...+x_n^{a_n}; \quad (8)$$

9) Показательная:

$$Y=a_0+a_1^{x_1}+...+a_n^{x_n}. \quad (9)$$

В изучение вопроса разработки математических моделей, описывающих сортовые особенности, включены результаты качества лозы, получаемой в маточных насаждениях под влиянием различных условий года, описываемых суммой накопленных активных температур выше 10 °С. Количество позиций, включенных в базу данных, составляет 1860 шт. (31 параметр). При расчёте математических моделей, для исключения «цифрового шума», выбор оптимальных моделей осуществлялся с преимуществом соответствия достоверности по критерию Фишера (F-критерию).

Обсуждение результатов. Одной из проблем введения в единую базу данных больших чисел экспериментов является правильная цифровая идентификация сортов, включённых в процесс исследований. Как один из возможных способов, нами было принято шифрование сортов как носителей генотипов в виде булевой математики двоичного кода. В таком случае в базу данных могут включаться наличие или отсутствие того или иного генотипа, обозначенных значениями: «1» – если генотип присутствует, и «0» – в случае отсутствия. При этом, в самой единой базе данных при расчёте регрессионной зависимости все значения по массивам, которые не соответствуют рассматриваемому сорту в ходе подбора математической модели, будут автоматически (программно) исключаться [25-27].

Для первоначального изучения работы с массивом базы данных для поиска доли влияния сортовых особенностей, обозначенных двоичным шифр-кодированием, нами проведён расчёт регрессионной модели влияния сортов и теплообеспеченности года на выход стандартных саженцев различных подвойно-привойных комбинаций. При этом, как и привойные сорта вводились в виде булевых значений, так и отдельно взятый генотип подвойных сортов подвергался подобному шифрованию по наличию геноплазмы отдельно взятых видов винограда. В ходе расчёта была получена регрессионная модель, относящаяся к коренной 2, имеющая вид:

$$\begin{aligned} X_{42} = & \sqrt{-53631,07 + 40980,14 \cdot X_1 + 38549,60 \cdot X_2 + \\ & 39450,20 \cdot X_3 + 39980,83 \cdot X_4 + 1549,21 \cdot X_6 - 1547,31 \cdot X_7 + \\ & 300,81 \cdot X_8 + 1,40 \cdot X_9 - 7,23 \cdot X_{32}}, \end{aligned} \quad (10)$$

где: $\sqrt{}$ – компьютерное обозначение корня квадратного значений, заключённых в скобки;

X_{42} – выход стандартных саженцев (в %) из виноградной школки (в модели выступает как функция Y);

X_1 – наличие в подвойном сорте геноплазмы *Vitis Riparia* (1 – при наличии, или 0 – при отсутствии);

X2 – наличие в подвойном сорте геноплазмы *Vitis Rupestris* (1 – при наличии, или 0 – при отсутствии);

X3 – наличие в подвойном сорте геноплазмы *Vitis Berlandieri* (1 – при наличии, или 0 – при отсутствии);

X4 – наличие в подвойном сорте геноплазмы *Vitis Vinifera* var. Chasselas (1 – при наличии, или 0 – при отсутствии);

X6 – привойный сорт Вионье (1 – при наличии, или 0 – при отсутствии);

X7 – привойный сорт Мальбек (1 – при наличии, или 0 – при отсутствии);

X8 – привойный сорт Каберне Совиньон (1 – при наличии, или 0 – при отсутствии);

X9 – теплообеспеченность года выращивания подвойных и привойных лоз (сумма температур выше 10 °C);

X32 – год посадки школки, в виде цифрового параметра была взята теплообеспеченность (сумма температур выше 10 °C).

Множественный коэффициент корреляции данной модели имеет очень тесную связь ($R=0,8437$) и статистически значимую (F – критерий значимости уравнения регрессии $F=13,7276$ при табличном значении $F=2,07$).

Это свидетельствует о практической возможности включения непараметрического двоичного кодирования сортовых особенностей в расчёт параметрических значений совместно с другими значениями других факторов, описывающих условия выращивания в виде теплообеспеченности.

При этом следует отметить, что представленная модель может отображать исключительно условия конкретного опыта, поскольку в комплекс параметров были включены шифр-коды только тех сортов привоев и подвоев, которые находились в изучении. В случае расширения сортимента следует осуществить новое шифр-кодирование, в связи с чем регрессионная модель изменится. То есть, приведённая формула 10 не может являться уни-

версальной в полной мере, описывающей искомое значение функции, которая в данном случае – выход стандартных саженцев из виноградной школки.

Следующим этапом необходимо установить возможность создания математической формулы отдельного сорта, способной описать комплекс показателей в зависимости от генетических особенностей, записанных непараметрическим методом. Для этого из той же базы данных нами извлекались параметры, описывающие сортовые особенности, введённые в виде цифровых значений.

Подобное вычисление было нами проведено для параметров лоз привойных сортов винограда с точки зрения зависимости теплообеспеченности года выращивания и основных параметров качества лоз со следующими значениями:

- X5 – привойный сорт Сира (1 – при наличии, или 0 – при отсутствии);
- X11 – Концентрация углеводов в привойных лозах, %;
- X13 – Средняя длина лозы привоя, м;
- X15 – Средняя длина междоузлий привоев, см;
- X17 – Средний диаметр лоз привоев, мм;
- X19 – Диаметр сердцевины привоев, мм;
- X23 – Площадь поперечного сечения привойной лозы, мм²;
- X25 – Площадь поперечного сечения сердцевины у привойной лозы, мм²;
- X27 – Площадь поперечного сечения древесины у привойной лозы, мм²;
- X29 – Коэффициент вызревания (Кв) привойной лозы.

Остальные параметры, включаемые в данную и последующую математические формулы, совпадают со значениями из предыдущей.

Так, для сорта Каберне Совиньон, в ходе расчёта была найдена по наиболее оптимальному значению достоверности (по F критерию) при значениях $F_{\text{факт}} = 178,4964$ и табличном значении $F = 2,0250$ и коэффициенте множественной корреляции $R = 0,9866$ формула, имеющая вид линии степени $1/2$ (коренной):

$$\begin{aligned} X8 = & -128,17 - 0,15*\sqrt{(X9)} + 2,13*\sqrt{(X11)} - 2,96*\sqrt{(X13)} \\ & - 0,18*\sqrt{(X15)} + 103,58*\sqrt{(X17)} + 50,78*\sqrt{(X19)} - \\ & 6,49*\sqrt{(X23)} - 26,07*\sqrt{(X25)} - 13,80*\sqrt{(X27)} - \\ & 45,07*\sqrt{(X29)}. \end{aligned} \quad (11)$$

Данная формула при математической модификации и переносе одного или группы значений в сторону функции способна описывать прогнозные значения других показателей, которые могут иметь высокую степень достоверности и репрезентативности. Однако при этом становится вопрос о том, будет ли подобная тенденция математического выражения переноситься и на другие сорта. Для выяснения данного вопроса нами было проведено вычисление подобных зависимостей и для других сортов, включённых в изучаемую базу данных. Так, математическое выражение для сорта винограда Сира соответствует логарифмической линии с коэффициентом множественной корреляции равной $R=1,0000$ при расчётном критерии значимости уравнения регрессии $F_{\text{факт}}=8312487530879,4220$ и табличном значении $F_{\text{теор}}=1,9650$ и имеет вид:

$$\begin{aligned} X5 = & -5,76 + 1,61*\log(X9) + 2,42*\log(X11) - 1,76*\log(X13) + \\ & 2,23*\log(X15) - 7,27*\log(X17) - 6,58*\log(X19) + \\ & 18,25*\log(X21) + 0,92*\log(X23) + 13,61*\log(X25) - \\ & 5,48*\log(X27) + 11,46*\log(X29) - 4,52*\log(X30). \end{aligned} \quad (12)$$

Проводя сравнение между формулами 11 и 12 видно, что они являются разнокачественными, то есть по-разному описывают одни и те же совпадающие показатели, характеризующие основные сортовые признаки качества лозы и взаимосвязь с теплообеспеченностью территории выращивания. Это может быть либо связано с особенностями сортов по месту их происхождения, поскольку они относятся к различным группам, либо носить индивидуальный характер.

В целом, нами установлена принципиальная возможность разработки математических выражений характеристики сортов винограда по комплексу параметров биологического и абиотического характера, что является принципиально новым подходом в направлении цифровизации сельского хозяйства в России.

Возможность разработки математических моделей отдельных сортов, в которые включены абиотические, биотические и агротехнологические факторы, выраженные в цифровой форме, открывает целый спектр возможностей для научного процесса и промышленного производства.

Внедрение математического выражения сортовых особенностей на основе многомерных регрессионных моделей позволит определить множественное комплексное, симплексное и антагонистическое взаимодействие факторов окружающей среды, а также элементов технологий, и отzyва растений на них в виде изменения качественных единичных или групповых хозяйственно ценных признаков.

Так, в виноградарстве при выращивании технического винограда, как правило, важным в производстве считается не только урожайность с единицы площади, но и кислотность производимого сусла, содержание сахаров и других веществ, напрямую или опосредовано влияющих на качество будущего виноматериала. Поскольку производство всех органических веществ, формирующих ягоды винограда, весьма энергозатратно, логичным является выведение математического комплексного показателя, который при смещении одного из составляющих в большую или меньшую сторону окажет влияние и на другие. К примеру, общеизвестным считается, что при увеличении урожайности с единицы площади только за счёт изменения нагрузки на виноградный куст, содержание сахаров в сусле будет падать, а соотношение сахарокислотного баланса смещаться в сторону увеличения кислотности. Однако подобное изменение до сегодня не выражено математически, с целью воз-

возможности контроля ожидаемого качества сусла для точного производства виноматериалов. Разработка соответствующих сортовых моделей позволит подбирать технологии производства винограда с заданными качествами для виноделия конкретного сорта исходя из объективных условий года и нагрузки кустов урожаем.

Также, перспективным направлением, обеспечивающим развитие отрасли в условиях изменяющегося климата, может стать разработка математических моделей поведения сорта в зависимости от климатических особенностей условий выращивания. Подобного типа модели, по-нашему мнению, должны содержать в себе комплексную характеристику основных агроклиматических показателей (сумму температур выше 10 °С, продолжительность теплового периода с активизирующими температурами, минимальные температуры воздуха в зимний период, продолжительность холодового периода и его интенсивность в виде сумм температур ниже 0 °С, ГТК и др.), а также, в качестве биологических факторов, свойственных конкретному сорту, вводить данные по прохождению отдельных фенологических фаз у растений, уровни урожайности и особенности качества лозы и закладки генеративных образований в виде коэффициентов плодоношения и плодоносности как по отдельным глазкам, так и по хозяйственным частям лоз.

Перспективное направление также – определение хозяйственно-биологической оценки и прогноз экологической приспособляемости к условиям выращивания укрупнённых групп сортов по происхождению относительно комплекса климатических факторов окружающей среды в конкретных условиях закладки промышленных насаждений.

Эти два последних направления требуют проведения опытов не только в одной какой-то точке опытного участка, а закладки единообразных опытов с одинаковым сорtimentом в различных регионах (виноградовинодельческих зонах) для поиска математических зависимостей продуктивно-

сти виноградных растений под влиянием изменяющейся теплообеспеченности, а также других показателей, которые при единичном исследовании не могут отображать все вариативные факторы и отзыв на них у отдельных сортов или их укрупнённых групп.

Естественно, такая работа может проводиться исключительно в условиях возможности сбора большого массива данных и последующей его цифровой обработки с применением специализированных компьютерных программ, способных подбирать наиболее достоверные или создавать новые многомерные регрессионные зависимости как для каждого отдельного сорта, так и для группы сортов.

Выводы:

1. Доказана возможность разработки регрессионных моделей прогноза достижения показателей продуктивности с применением непараметрического цифрового введения сортов, а также факторов окружающей среды с высоким уровнем достоверности и коэффициента множественной корреляции.

2. Установлено, что регрессионные модели, характеризующие качество лозы с учётом сортовых особенностей и погодных условий, могут меняться в зависимости от конкретного сорта. Так, подобная модель для сорта Каберне Совиньон является коренной с коэффициентом множественной корреляции $R=0,9866$, а для сорта Сира – логарифмической при $R=1,0000$.

3. Рассмотрены перспективные возможности и способы разработки цифровых (математических) моделей, характеризующих отдельно взятые сорта или группы сортов по происхождению по их продуктивности в зависимости от почвенно-климатических условий, технологии производства, а также параметров качества производимой продукции.

Литература

1. Conradt T. Choosing multiple linear regressions for weather-based crop yield prediction with ABSOLUT v1.2 applied to the districts of Germany // International Journal of Biometeorology. 2022. Vol. 66. P. 2287-2300. DOI: 10.1007/s00484-022-02356-5.
2. Nyeki A., Neményi M. Crop Yield Prediction in Precision Agriculture // Agronomy. 2022. Vol. 12. 2460. DOI: 10.3390/agronomy12102460.
3. Zhu W. A Deep Factor Model for Crop Yield Forecasting and Insurance Ratemaking // North American Actuarial Journal. 2023. P. 1-16. DOI: 10.1080/10920277.2023.2182792.
4. Can Yield Prediction Be Fully Digitized? A Systematic Review. / N. Dara, et al. // Agronomy. 2023. Vol. 13. 2441. DOI: 10.3390/agronomy13092441.
5. Multidimensional assessment demonstrates sustainability of new low-input viticulture systems in north-eastern France / M. Thiollet-Scholtus, et al. // European Journal of Agronomy. 2021. Vol. 123. 126210. DOI: 10.1016/j.eja.2020.126210.
6. Eswari A., Subbiah A., Duraisamy M.R., Manonmani K. A generic yield prediction model for grapes under agro climatic conditions based on disease management // The Pharma Innovation. 2022. Vol. 11. P. 1088-1102. DOI: 10.22271/tpi.2022.v11.i8Sn.14909.
7. Barriguiha A., Neto M., Gil A. Vineyard Yield Estimation, Prediction, and Forecasting: A Systematic Literature Review // Agronomy. 2021. Vol. 11. 1789. DOI: 10.3390/agronomy11091789.
8. Schneider T., Paulus G., Anders K.H. Towards Predicting Vine Yield: Conceptualization of 3D Grape Models and Derivation of Reliable Physical and Morphological Parameters // GI_Forum. 2020. Vol. 8(1). P. 73-88. DOI: 10.1553/giscience2020_01_s73.
9. Modeling grape quality by multivariate analysis of viticulture practices, soil and climate / S. Beauchet, et al. // OENO One. 2020. Vol. 54(3). P. 601–622. DOI: 10.20870/oeno-one.1067
10. Ferro M.V., Catania P. Technologies and Innovative Methods for Precision Viticulture: A Comprehensive Review // Horticulturae. 2023. Vol. 9(3). 399. DOI: 10.3390/horticulturae9030399
11. Moreno H., Andújar D. Proximal sensing for geometric characterization of vines: A review of the latest advances // Computers and Electronics in Agriculture. 2023. Vol. 210. 107901. DOI: 10.1016/j.compag.2023.107901.
12. Sirsat M., Moreira J., Ferreira C., Cunha M. Machine Learning predictive model of grapevine yield based on agroclimatic patterns // Engineering in Agriculture, Environment and Food. 2019. Vol. 12(4). P. 443-450. DOI: 10.1016/j.eaef.2019.07.003.
13. A review of the issues, methods and perspectives for yield estimation, prediction and forecasting in viticulture / C. Laurent, et al. // European Journal of Agronomy. 2021. Vol. 130. 126339. DOI: 10.1016/j.eja.2021.126339.
14. Bazinas C., Vrochidou E., Lytridis C., Kaburlasos V. Yield Estimation in Vineyards Using Intervals Numbers Techniques // PCI '21: Proceedings of the 25th Pan-Hellenic Conference on Informatics. 2022. P. 454-459. DOI: 10.1145/3503823.3503906.
15. García-Gutiérrez V., Meza F. Modeling Phenology Combining Data Assimilation Techniques and Bioclimatic Indices in a Cabernet Sauvignon Vineyard (*Vitis vinifera* L.) in Central Chile // Remote Sensing. 2023. Vol. 15(14). 3537. DOI: 10.3390/rs15143537.
16. Eswari A., Subramanian S. Studying on Crop Response Model for Grapes under Climate Change Scenario: Statistical Study Approach // International Journal of Environment and Climate Change. 2022. Vol. 12(12). P. 883-894. DOI: 10.9734/ijec/2022/v12i121528.
17. Andrade C., Moura-Bueno J., Comin J., Brunetto G. Grape Yield Prediction Models: Approaching Different Machine Learning Algorithms // Horticulturae. 2023. Vol. 9. 1294. DOI: 10.3390/horticulturae9121294.

18. González-Fernández E., Piña-Rey A., Fernández-González M., Aira M., Rodríguez-Rajo F. Prediction of Grapevine Yield Based on Reproductive Variables and the Influence of Meteorological Conditions // *Agronomy*. 2020. Vol. 10. 714. DOI: 10.3390/agronomy10050714.

19. Kadbhane S., Manekar V. Development of agro-climatic grape yield model with future prospective // *Italian Journal of Agrometeorology*. 2021. Vol. 1. P. 89-103. DOI: 10.36253/ijam-406.

20. Using digital technologies in viticulture and winemaking: Technological and legal realities / I. Begishev, et al. // *BIO Web of Conferences*. 2023. Vol. 78. 10001. DOI: 10.1051/bioconf/20237810001.

21. Modelling of the formation of grapevine yield in Ukraine under climate change scenarios A1B and A2 until 2050 (on example of grapevine varieties Zagrey and Rubin tairovskiy) / G.V. Lyashenko, et al. // *Ukrainian Journal of Ecology*. 2021. Vol. 11(8). P. 62-66. DOI: 10.15421/2021_269.

22. Орлов В. А., Лукьянов А. А. Элементы цифровизации виноградных насаждений на основе геоинформационной системы [Электронный ресурс] // *Плодоводство и виноградарство Юга России*. 2022. № 73(1). С. 14–27. Режим доступа: <http://journalkubansad.ru/pdf/22/01/02.pdf>. DOI: 10.30679/2219-5335-2022-1-73-14-27 (дата обращения: 23.12.2023).

23. Марморштейн А. А., Петров В. С. Прогностическая модель минимальной урожайности ранних столовых сортов винограда межвидового происхождения для Краснодарского края [Электронный ресурс] // *Плодоводство и виноградарство Юга России*. 2023. № 79(1). С. 1–11. Режим доступа: <http://journalkubansad.ru/pdf/23/01/01.pdf>. DOI: 10.30679/2219-5335-2023-1-79-1-11 (дата обращения: 23.12.2023).

24. Ильина И. А., Попова Д. В., Петров В. С., Соколова В. В. Разработка алгоритма принятия решений при подборе сортов под конкретные почвенно-климатические условия [Электронный ресурс] // *Плодоводство и виноградарство Юга России*. 2022. № 74(2). С. 1–16. Режим доступа: <http://journalkubansad.ru/pdf/22/02/01.pdf>. DOI: 10.30679/2219-5335-2022-2-74-1-16 (дата обращения: 23.12.2023).

25. Потанин Д.В., Иванова М.И., Иванченко В.И., Замета О.Г. Применение регрессионного анализа для изучения влияния происхождения подвоев на совместимость сорто-подвойных комбинаций винограда // *Магарач. Виноградарство и виноделие*. 2022. Т. 24, № 3(121). С. 219-226. DOI 10.34919/IM.2022.24.3.004. EDN ZXRQNR.

26. Иванова, М. И. Совершенствование системы диагностики совместимости сорто-подвойных комбинаций винограда // *Виноградарство и виноделие*. 2022. Т. 51. С. 32-36. EDN BNMHH.

27. Иванченко В.И., Иванова М.И., Потанин Д.В., Замета О.Г. Влияние биометрических показателей подвойных и привойных сортов на совместимость сорто-подвойных комбинаций винограда // *Магарач. Виноградарство и виноделие*. 2022. Т. 24, № 2(120). С. 112-118. DOI 10.35547/IM.2022.74.26.002. – EDN GBWGTC.

References

1. Conradt T. Choosing multiple linear regressions for weather-based crop yield prediction with ABSOLUT v1.2 applied to the districts of Germany // *International Journal of Biometeorology*. 2022. Vol. 66. P. 2287-2300. DOI: 10.1007/s00484-022-02356-5.

2. Nyeki A., Neményi M. Crop Yield Prediction in Precision Agriculture // *Agronomy*. 2022. Vol. 12. 2460. DOI: 10.3390/agronomy12102460.

3. Zhu W. A Deep Factor Model for Crop Yield Forecasting and Insurance Ratemaking // *North American Actuarial Journal*. 2023. P. 1-16. DOI: 10.1080/10920277.2023.2182792.

4. Can Yield Prediction Be Fully Digitized? A Systematic Review. / N. Dara, et al. // *Agronomy*. 2023. Vol. 13. 2441. DOI: 10.3390/agronomy13092441.
5. Multidimensional assessment demonstrates sustainability of new low-input viticulture systems in north-eastern France / M. Thiollet-Scholtus, et al. // *European Journal of Agronomy*. 2021. Vol. 123. 126210. DOI: 10.1016/j.eja.2020.126210.
6. Eswari A., Subbiah A., Duraisamy M.R., Manonmani K. A generic yield prediction model for grapes under agro climatic conditions based on disease management // *The Pharma Innovation*. 2022. Vol. 11. P. 1088-1102. DOI: 10.22271/tpi.2022.v11.i8Sn.14909.
7. Barriguiha A., Neto M., Gil A. Vineyard Yield Estimation, Prediction, and Forecasting: A Systematic Literature Review // *Agronomy*. 2021. Vol. 11. 1789. DOI: 10.3390/agronomy11091789.
8. Schneider T., Paulus G., Anders K.H. Towards Predicting Vine Yield: Conceptualization of 3D Grape Models and Derivation of Reliable Physical and Morphological Parameters // *GI_Forum*. 2020. Vol. 8(1). P. 73-88. DOI: 10.1553/giscience2020_01_s73.
9. Modeling grape quality by multivariate analysis of viticulture practices, soil and climate / S. Beauchet, et al. // *OENO One*. 2020. Vol. 54(3). P. 601–622. DOI: 10.20870/oenone.1067
10. Ferro M.V., Catania P. Technologies and Innovative Methods for Precision Viticulture: A Comprehensive Review // *Horticulturae*. 2023. Vol. 9(3). 399. DOI: 10.3390/horticulturae9030399
11. Moreno H., Andújar D. Proximal sensing for geometric characterization of vines: A review of the latest advances // *Computers and Electronics in Agriculture*. 2023. Vol. 210. 107901. DOI: 10.1016/j.compag.2023.107901.
12. Sirsat M., Moreira J., Ferreira C., Cunha M. Machine Learning predictive model of grapevine yield based on agroclimatic patterns // *Engineering in Agriculture, Environment and Food*. 2019. Vol. 12(4). P. 443-450. DOI: 10.1016/j.eaef.2019.07.003.
13. A review of the issues, methods and perspectives for yield estimation, prediction and forecasting in viticulture / C. Laurent, et al. // *European Journal of Agronomy*. 2021. Vol. 130. 126339. DOI: 10.1016/j.eja.2021.126339.
14. Bazinas C., Vrochidou E., Lytridis C., Kaburlasos V. Yield Estimation in Vineyards Using Intervals Numbers Techniques // *PCI '21: Proceedings of the 25th Pan-Hellenic Conference on Informatics*. 2022. P. 454-459. DOI: 10.1145/3503823.3503906.
15. García-Gutiérrez V., Meza F. Modeling Phenology Combining Data Assimilation Techniques and Bioclimatic Indices in a Cabernet Sauvignon Vineyard (*Vitis vinifera* L.) in Central Chile // *Remote Sensing*. 2023. Vol. 15(14). 3537. DOI: 10.3390/rs15143537.
16. Eswari A., Subramanian S. Studying on Crop Response Model for Grapes under Climate Change Scenario: Statistical Study Approach // *International Journal of Environment and Climate Change*. 2022. Vol. 12(12). P. 883-894. DOI: 10.9734/ijecc/2022/v12i121528.
17. Andrade C., Moura-Bueno J., Comin J., Brunetto G. Grape Yield Prediction Models: Approaching Different Machine Learning Algorithms // *Horticulturae*. 2023. Vol. 9. 1294. DOI: 10.3390/horticulturae9121294.
18. González-Fernández E., Piña-Rey A., Fernández-González M., Aira M., Rodríguez-Rajo F. Prediction of Grapevine Yield Based on Reproductive Variables and the Influence of Meteorological Conditions // *Agronomy*. 2020. Vol. 10. 714. DOI: 10.3390/agronomy10050714.
19. Kadbhane S., Manekar V. Development of agro-climatic grape yield model with future prospective // *Italian Journal of Agrometeorology*. 2021. Vol. 1. P. 89-103. DOI: 10.36253/ijam-406.

20. Using digital technologies in viticulture and winemaking: Technological and legal realities / I. Begishev, et al. // BIO Web of Conferences. 2023. Vol. 78. 10001. DOI: 10.1051/bioconf/20237810001.

21. Modelling of the formation of grapevine yield in Ukraine under climate change scenarios A1B and A2 until 2050 (on example of grapevine varieties Zagrey and Rubin tairovskiy) / G.V. Lyashenko, et al. // Ukrainian Journal of Ecology. 2021. Vol. 11(8). P. 62-66. DOI: 10.15421/2021_269.

22. Orlov V.A., Lukyanov A.A. Elements of digitalization of grape plantations based on a geoinformation system [Electronic resource] // Fruit growing and viticulture in South Russia. 2022. № 73(1). P. 14-27. Available at: <http://journalkubansad.ru/pdf/22/01/02.pdf>. DOI: 10.30679/2219-5335-2022-1-73-14-27 (accessed date: 23.12.2023) (in Russian).

23. Marmorstein A. A., Petrov V. S. A Prognostic model of the minimum yield capacity of interspecific early table grape varieties of the Krasnodar region [Electronic resource] // Fruit growing and viticulture in South Russia. 2023. № 79(1). P. 1-11. Available at: <http://journalkubansad.ru/pdf/23/01/01.pdf>. DOI: 10.30679/2219-5335-2023-1-79-1-11 (accessed date: 23.12.2023). (in Russian).

24. Ilyina I. A., Popova D. V., Petrov V. S., Sokolova V. V. Development of a decision-making algorithm for the selection of varieties for specific edaphoclimatic conditions [Electronic resource] // Fruit growing and viticulture in South Russia. 2022. № 74(2). P. 1-16. Available at: <http://journalkubansad.ru/pdf/22/02/01.pdf>. DOI: 10.30679/2219-5335-2022-2-74-1-16 (accessed date: 23.12.2023) (in Russian).

25. Potanin D.V., Ivanova M.I., Ivanchenko V.I., Zameta O.G. The use of regression analysis to study the effect of the origin of rootstocks on compatibility of variety-rootstock combinations of grapes // Magarach. Viticulture and winemaking. 2022. Vol. 24, № 3(121). P. 219-226. DOI: 10.34919/IM.2022.24.3.004. (in Russian).

26. Ivanova M. I. Improvement in the system of diagnosing the compatibility of variety-rootstock grape combinations // Viticulture and winemaking. 2022. Vol. 51. P. 32-36. EDN: BNMIHI. (in Russian).

27. Ivanchenko V.I., Ivanova M.I., Potanin D.V., Zameta O.G. The effect of biometric indicators of rootstock and graft varieties on compatibility of varietal-rootstock combinations of grapes // Magarach. Viticulture and winemaking. 2022. Vol. 24, № 2(120). P. 112-118. DOI: 10.35547/IM.2022.74.26.002. (in Russian).