

УДК 632.08.004.89

Научная статья



Открытый доступ

DOI: 10.32634/0869-8155-2023-368-3-109-116

П. Н. Кузнецов<sup>1, 2</sup>,  
Д. Ю. Котельников<sup>1, 2</sup>, ✉  
Д. Ю. Воронин<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Севастопольский государственный университет, Севастополь, Российская Федерация

<sup>2</sup> Всероссийский национальный научно-исследовательский институт виноградарства и виноделия «Магарач» Российской академии наук, Ялта, Российская Федерация

✉ DYKotelnikov@ya.ru

Поступила в редакцию:  
10.01.2023

Одобрена после рецензирования:  
01.02.2023

Принята к публикации:  
28.02.2023

Research article



Open access

DOI: 10.32634/0869-8155-2023-368-3-109-116

Pavel N. Kuznetsov<sup>1, 2</sup>,  
Dmitry Y. Kotelnikov<sup>1, 2</sup>, ✉  
Dmitry Y. Voronin

<sup>1</sup> Sevastopol State University, Sevastopol, Russian Federation

<sup>2</sup> All-Russian National Research Institute of Viticulture and Winemaking Magarach of the Russian Academy of Sciences, Yalta, Russian Federation

✉ DYKotelnikov@ya.ru

Received by the editorial office:  
10.01.2023

Accepted in revised:  
01.02.2023

Accepted for publication:  
28.02.2023

## Технология автоматизированного мониторинга состояния виноградника

### РЕЗЮМЕ

**Актуальность.** Проактивное управление процессами эффективной реализации сортового потенциала винограда связано с необходимостью внедрения инновационных цифровых технологий автоматизированного мониторинга гетерогенных источников данных, характеризующих агроклиматические условия и деграционные процессы биологического состояния растений. В настоящее время наблюдается устойчивый тренд, направленный на цифровизацию отрасли виноградарства и виноделия. Возникает целый комплекс научно-практических, технических, технологических задач, связанных с внедрением цифровых технологий сбора необходимой информации, ее агрегации и создании методики предварительной обработки для реализации процедур многофакторного анализа данных при дальнейшем их использовании в системах поддержки принятия решений. Решение вышеописанных задач системного характера требует создания научно-методологических основ для реализации интеллектуального адаптивного автоматизированного мониторинга различных объектов и процессов сельскохозяйственных предприятий.

**Методы.** Приведенная технология базируется на комплексном использовании методов технического зрения, нейросетевой классификации и детектирования виноградных листьев, оценки качества обучения нейросетевых алгоритмов, методах видеосъемки при использовании беспилотных летательных аппаратов (БПЛА).

**Результаты.** Приведены результаты разработки информационной технологии автоматизированного нейросетевого детектирования признаков ухудшения состояния виноградных насаждений для проактивного управления процессами эффективной реализации сортового потенциала винограда. Технология позволяет обслуживающему персоналу виноградника оперативно получать информацию о признаках ухудшения состояния виноградных насаждений на основе данных видеофиксации виноградных растений, получаемых при помощи БПЛА, в статическом и динамическом режиме. Итоги тестирования точности детектирования пораженных листьев показали, что величина mAP обученной нейронной сети составляет не менее 91%, что является достаточным для выявления проблемных областей.

**Ключевые слова:** мониторинг, диагностика, фитосанитарное состояние, болезни, виноградники, беспилотные летательные аппараты, техническое зрение, отслеживание объектов, нейросетевая классификация

**Для цитирования:** Кузнецов П.Н., Котельников Д.Ю., Воронин Д.Ю. Технология автоматизированного мониторинга состояния виноградника. *Аграрная наука*. 2023; 368 (3): 109–116, <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2023-368-3-109-116>

© Кузнецов П.Н., Котельников Д.Ю., Воронин Д.Ю.

## Technology of automated monitoring of the vineyard condition

### ABSTRACT

**Relevance.** Proactive management of the processes of effective realization of the varietal potential of grapes is associated with the need to introduce innovative digital technologies for automated monitoring of heterogeneous data sources characterizing agro-climatic conditions and degradation processes of the biological state of plants. Currently, there is a steady trend aimed at digitalization of the viticulture and winemaking industry. There is a whole complex of scientific, practical, technical, technological tasks associated with the introduction of digital technologies for collecting the necessary information, aggregating it and creating a pre-processing technique for implementing procedures for multifactorial data analysis with their further use in decision support systems. The solution of the above-described tasks of a systemic nature requires the creation of scientific and methodological foundations for the implementation of intelligent adaptive automated monitoring of various objects and processes of agricultural enterprises.

**Methods.** The above technology is based on the complex use of methods of technical vision, neural network classification and detection of grape leaves, evaluation of the quality of training neural network algorithms, video recording methods when using unmanned aerial vehicles (UAVs).

**Results.** The results of the development of information technology for automated neural network detection of signs of deterioration of grape plantations for proactive management of the processes of effective realization of the varietal potential of grapes are presented. The technology allows the vineyard service personnel to promptly receive information about signs of deterioration of the condition of grape plantations based on video recording data of grape plants obtained using UAVs in static and dynamic mode. The results of testing the accuracy of detecting affected leaves showed that the mAP value of the trained neural network is at least 91%, which is sufficient to identify problem areas.

**Key words:** monitoring, diagnostics, phytosanitary condition, diseases, vineyards, unmanned aerial vehicles, technical vision, object tracking, neural network classification

**For citation:** Kuznetsov P.N., Kotelnikov D.Y., Voronin D.Y. Technology of automated monitoring of the vineyard condition. *Agrarian science*. 2023; 368 (3): 109–116, <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2023-368-3-109-116> (In Russian).

© Kuznetsov P.N., Kotelnikov D.Y., Voronin D.Y.

## Введение / Introduction

Сельское хозяйство является одной из наиболее важных отраслей экономики, которая обеспечивает население любого государства продуктами питания, ресурсами для промышленного сектора, а также ключевым условием обеспечения государственной безопасности за счет снижения зависимости от других стран. Ввиду этого общему уровню развития сельского хозяйства с каждым годом уделяется всё больше внимания [1]. Развитие сельскохозяйственного сектора может идти несколькими путями: развитие институтов управления и администрирования, логистических систем, технологической базы и так далее. Однако, по мнению авторов, эффективная реализация любого сценария развития невозможна без использования технологий цифровизации. Внедрение цифровых технологий в сельскохозяйственную отрасль позволяет не только автоматизировать и систематизировать технологии мониторинга, сбора и производства сельскохозяйственной продукции, но и минимизировать и оптимизировать человеческий труд, что в конечном итоге комплексно отразится на всей отрасли [2, 3].

Цифровизация сельского хозяйства сопряжена с получением и обработкой больших объемов данных, получаемых посредством распределенных стационарных и мобильных мониторинговых систем. При проектировании данных систем необходимо особое внимание уделять грамотному концептуально-методическому обоснованию, учитывающему особенности выращивания целевых культур, климатические факторы, а также общий уровень готовности сельскохозяйственных предприятий к внедрению новых технологий [4]. Опыт избыточного или необоснованного использования цифровых технологий показывает, что цифровизация не всегда повышает эффективность производственных процессов, а, напротив, в некоторых случаях может приводить к финансовым потерям [5].

Одним из успешных примеров внедрения технологий цифровизации сельского хозяйства является использование методов, базирующихся на применении беспилотных летательных аппаратов (БПЛА). Основными направлениями использования данных технологий являются автоматизированный мониторинг общего и фитосанитарного состояния сельскохозяйственных объектов, выпас скота, создание электронных карт сельскохозяйственных угодий, инвентаризация посевов, охрана урожая, опрыскивание. Для реализации процедур мониторинга БПЛА оснащают специализированной полезной нагрузкой: видео-, мультиспектральной или инфракрасной камерой, а также опционально вычислительным устройством, позволяющим непосредственно на борту выполнять высокопроизводительные расчеты (например, распознавание изображений в режиме реального времени) [6]. Использование такой технологии позволяет автоматизировать процессы определения фитосанитарного состояния и биофизических характеристик выращиваемых культур на основе геометрических параметров и расчете относительных вегетационных индексов (например, True color, NDVI, EVI, GNDVI, CVI).

Большинство существующих решений по использованию БПЛА в различных областях сельского хозяйства основаны на использовании дорогостоящих летательных аппаратов совместно с профессиональным оборудованием и программным обеспечением. Это влечет за собой большие финансовые затраты на модерниза-

**Рис. 1.** Общий принцип работы предлагаемого решения (авторский рисунок)

**Fig. 1.** General principle of operation of the proposed solution (author's picture)



цию производственных процессов и внедрения новых технологий. Также стоит отметить, что большая часть подходов, позволяющих решать проблемы мониторинга и диагностики различных культур, ориентирована на мезо- и макромасштабные территории и не может быть корректно использована на небольших участках.

В настоящее время наблюдается устойчивый тренд, направленный на цифровизацию виноградарства. Анализ опыта использования БПЛА в виноградарстве подтверждает его эффективность и выделяет среди прочих технологий цифровизации как наиболее эффективный. При этом, как было описано выше, данная технология по-прежнему является довольно дорогостоящей и вследствие этого всё еще не получила повсеместного развития, в особенности среди небольших винодельческих предприятий с виноградниками средней и малой площади. В связи с этим авторами была поставлена цель провести опытно-конструкторскую работу, направленную на снижение стоимости, расширение функциональных возможностей и увеличение эффективности технологии мониторинга виноградарства.

## Материалы и методы исследования / Materials and methods

Объектом исследования является информационная технология автоматизированного нейросетевого мониторинга признаков ухудшения состояния растений винограда. Данная технология основана на использовании автоматизированного комплекса мониторинга виноградарства при использовании нейросетевых технологий детектирования объектов (Object detection). Общий принцип работы предлагаемого в рамках проекта решения представлен на рисунке 1.

Для оценки качества выбранных моделей нейронных сетей и сравнения различных алгоритмов были использованы следующие метрики (критерии качества):

1. Complete Intersection over Union (*CIoU*) — функция потерь, оценивающая масштаб соотношения сторон

ограничительного бокса, учитывающая площадь перекрытия боксов, расстояние между центральными точками и соотношение сторон —  $Loss_{Clou}$ . Вычисляется, используя выражение (1).

$$Loss_{Clou} = 1 - IOU + \frac{l_1^2}{l_2^2} + \alpha v, \quad (1)$$

где  $IOU$  (Intersection Over Union) — функция потерь, учитывающая область перекрытия детектированного объекта и целевого,  $l_1$  — евклидово расстояние между центрами боксов детектированного объекта и целевого,  $l_2$  — длина диагонали детектированного бокса,  $\alpha$  — коэффициент балансировки (2),  $v$  — коэффициент пропорциональной согласованности между боксами детектированного объекта и целевого (3).

$$\alpha = \frac{v}{(1 - IOU) + v}, \quad (2)$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left( \arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2, \quad (3)$$

где  $w^{gt}$  и  $h^{gt}$  — ширина и высота бокса целевого объекта,  $w$  и  $h$  — ширина и высота бокса детектированного объекта.

2. Precision (точность) — метрика ( $P$ ), отражающая долю объектов, корректно детектированных классификатором. Вычисляется согласно выражению (4):

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\%, \quad (4)$$

где  $TP$  (True Positive) — количество объектов, верно детектированных классификатором,  $FP$  (False Positive) — ошибка классификации, характеризующая количество ошибочно детектированных объектов классификатором.

3. Recall (полнота) — метрика ( $R$ ), отражающая долю объектов целевого класса, корректно детектированных классификатором из всех объектов этого класса, имеющих на анализируемых изображениях. Другими словами, данная метрика показывает, насколько хорошо нейросетевой алгоритм находит необходимые объекты. Вычисляется, используя выражение (5):

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%, \quad (5)$$

где  $FN$  (False Negative) — ошибка классификации, характеризующая количество ошибочно не детектированных объектов классификатором.

4. Average Precision (средняя точность)  $AP$  — метрика, вычисляющая среднее значение точности для метрики Recall в диапазоне от 0 до 1. Вычисляется согласно выражению (6):

$$AP = \int_0^1 P(r) dr, \quad (6)$$

где  $P(r)$  — функция зависимости Precision (точности) от Recall (полноты).

5. Mean Average Precision (средняя величина  $AP$ )  $mAP$  — метрика, характеризующая среднее значение  $AP$  для каждого класса. Вычисляется из выражения (7):

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i, \quad (7)$$

6.  $F$  score — метрика, характеризующая среднее гармоническое значение между Precision и Recall. Вычисляется по выражению (8):

$$F1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R}, \quad (8)$$

Вышеуказанная метрика позволяет производить качественную оценку эффективности детектирования нейросетевым алгоритмом. Однако решение задачи детектирования пораженных листьев винограда требует не только качественного выполнения процедур детектирования и классификации, но и их оперативной реализации. Вследствие этого в рамках исследования было предложено выражение (9), позволяющее выполнять оценку эффективности нейросетевых моделей, учитывая качественную и временную характеристики.

Для решения задачи детектирования и классификации пораженных листьев винограда на основе экспертных мнений, а также результатов многочисленных экспериментов были подобраны весовые коэффициенты параметров времени и точности детектирования (0,5 и 1,35 соответственно).

$$S = 4.4 \cdot 10^3 t^{-1} k_t + a k_a, \quad (9)$$

где  $S$  — рейтинговый балл,  $t$  — среднее время обработки,  $k_t = 0.5$  — весовой коэффициент параметра времени,  $a$  — точность детектирования,  $k_a = 1.35$  — весовой коэффициент параметра точности детектирования.

Для оценки состояния виноградника недостаточно реализации процедуры Object Detection. Это связано с тем, что детектирование одних и тех же листьев будет производиться на нескольких кадрах видеоряда и зависеть от внешних факторов окружающей среды и режима полета БПЛА. Таким образом, подсчет пораженных листьев будет некорректным. Решить данную проблему и, соответственно, повысить качество мониторинга состояния виноградника можно за счет применения технологии отслеживания объектов (Object Tracking) [7]. Комплексное использование технологии Object Detection и Object Tracking позволяет повторно не учитывать уже детектированные объекты, что существенно уменьшает количество повторных и ложных срабатываний.

Технология Object Tracking базируется на алгоритмах SORT (Simple Online and Realtime Tracking) или Deep SORT, которые и используются для отслеживания детектированных объектов [8]. В рамках исследования применяется алгоритм Deep SORT, поскольку он позволяет идентифицировать ранее детектированные объекты, даже после того как они были потеряны из кадра на продолжительное время. Данная особенность алгоритма Deep SORT достигается за счет использования двух математических методов — расстояния Махаланобиса (10) и фильтра Калмана (11). Расстояние Махаланобиса используется для определения сходств между известными и неизвестными весовыми коэффициентами детектированных нейронной сетью объектов, а фильтр Калмана — для исключения шума и выбросов в определенных ранее весовых коэффициентах.

$$d(p, q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (p_k - q_k)^2}, \quad (10)$$

где  $d(p, q)$  — расстояние между точками  $p$  и  $q$ .

$$L = \lambda D_k + D_a(1 - \lambda), \quad (11)$$

где  $L$  — расстояние от определенного объекта до рассчитанного фильтром Калмана,  $\lambda$  — регуляризационный коэффициент,  $D_k$  — расстояние Махаланобиса,  $D_a$  — дистанция по внешней схожести.

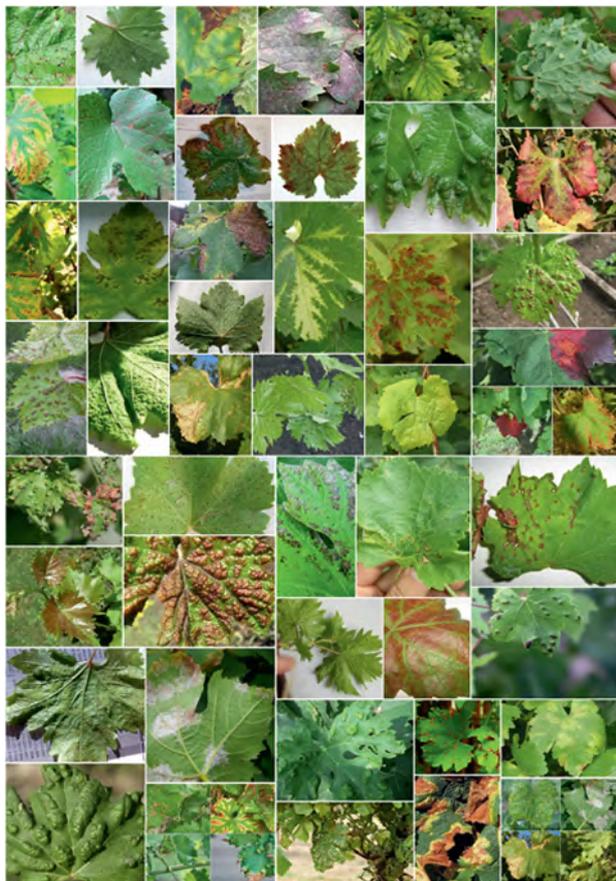
Обучение нейронной сети. Для решения задачи автоматизированного детектирования признаков ухудшения состояния виноградных насаждений в качестве исходных данных при формировании датасета (Dataset) целесообразно использовать фотографии и изображения виноградных листьев. Размеченный датасет позволяет реализовать процедуру первичного обучения нейронной сети — научиться распознавать и классифицировать объекты интереса на изображениях с заранее зафиксированными значениями.

В рамках исследования были подготовлены обучающая, тестовая и валидационная выборки, состоящие из более 6000 изображений виноградных листьев (включая здоровые и пораженные). Примеры фото из обучающей выборки представлены на рисунке 2.

Ввиду того что технология автоматизированного мониторинга базируется на использовании видеосъемки

**Рис. 2.** Пример фото из обучающей выборки (фотографии из открытых источников сети Интернет)

**Fig 2.** Example of a photo from the training sample (photos from open Internet sources)



посредством БПЛА, в качестве набора данных для обучения нейронной сети также целесообразно использовать раскадрованные видеоматериалы облета рядов виноградника. При этом практический опыт видеосъемки показал, что при создании датасета необходимо учитывать некоторые особенности, связанные с реальной эксплуатацией БПЛА, накладывающие определенные ограничения на использование автоматизированного комплекса.

При пролете в рядах необходимо, чтобы видеофиксация виноградных растений должна производиться камерой беспилотного летательного аппарата на расстоянии от 1 до 2 м при угле установки камеры от 90° до 105° в горизонтальной плоскости.

При пролете беспилотного летательного аппарата непосредственно над рядом видеофиксация виноградных растений должна производиться на высоте не более 3 м под углом от 90° до 100° в вертикальной плоскости.

При видеофиксации в камере БПЛА необходимо включить функцию автоматической экспозиции. Эта процедура необходима для сохранения деталей в светлых и темных областях изображения при различных параметрах освещенности. Видеофиксация виноградных растений должна производиться в ясный день при скорости ветра не более 4 м/с.

Обучение нейронной сети на сформированном датасете требует выполнения его предварительной подготовки, называемой разметкой или аннотированием изображений. Данный процесс позволяет привязать к каждому изображению датасета метаданные, несущие информацию о свойствах объектов (наименование класса, расположение объекта на изображении и пр.). Основная трудоемкость выполнения данной процедуры заключается в необходимости выполнения ручной разметки всех объектов на изображениях.

Разработчику необходимо выделить объекты детектирования (интереса) на фото. От качества выполненного аннотирования будет существенно зависеть корректность распознавания объектов нейронной сетью. Ввиду этого необходимо полностью выделять все объекты интереса на фото. Если периодически пропускать требуемые объекты или выделять их ошибочно, нейронная сеть не сможет выявить все требующиеся для работы закономерности либо выявит их неверно. При обработке нейронная сеть самостоятельно будет находить закономерности в интенсивности цветочных каналов пикселей, их чередовании и т. д.

Разметка (аннотирование) фотографий и изображений виноградных листьев производилась при помощи инструмента LabelImg (<https://github.com/tzutalin/labelimg>).

### Результаты и обсуждение / Results and discussion

Анализ вариантов реализации программно-аппаратного комплекса показал, что наиболее перспективными решениями комплексного использования БПЛА и вычислительного устройства являются следующие:

- выполнение нейросетевого анализа данных непосредственно на бортовом программно-аппаратном комплексе БПЛА. Данный вариант позволяет обрабатывать видеопоток с камеры летательного аппарата в режиме реального времени и позволяет оператору быстрее и корректнее реагировать на возможные проблемы [9]. Однако реализация данного варианта сопряжена с увеличением весовой и энергетической нагрузки систем БПЛА, а также требует ограничения скорости

полета, что важно для корректной работы алгоритмов машинного зрения;

- выполнение нейросетевого анализа данных на дополнительном бортовом вычислительном устройстве, построенном на базе программируемых логических интегральных схем (ПЛИС). Подобная компоновка комплекса позволит увеличить скорость обработки данных [10], вследствие чего скорость БПЛА можно будет не ограничивать, однако является достаточно дорогой и статичной. Использование бортового вычислительного устройства на базе ПЛИС является обоснованным только в том случае, если комплекс будет полностью отлажен, а его производство поставлено на поток, в противном случае использование ПЛИС является экономически нецелесообразным;

- выполнение нейросетевого анализа данных на стационарном (наземном) сервере. В данном варианте БПЛА используется исключительно для сбора видеоданных и напрямую не участвует в обработке данных, все вычислительные процессы выполняются на специально оборудованном сервере [11]. Подобный подход позволит существенно удешевить и ускорить сбор данных, поскольку БПЛА будет использоваться в штатном режиме и не будет нести дополнительной нагрузки, а алгоритмы машинного зрения и нейросетевой классификации могут быть реализованы на одном из имеющихся компьютеров виноградника.

Анализ описанных выше вариантов платформ для развертывания комплекса показал, что для автоматизированной диагностики и мониторинга фитосанитарного состояния виноградных насаждений наиболее оптимальным является последний вариант, поскольку решение данной задачи не требует выполнения процедуры мониторинга в режиме реального времени;

Выбор архитектуры нейронной сети. Для корректной работы автоматизированного комплекса важно выбрать такую архитектуру нейронной сети, которая позволит наиболее точно детектировать пораженные листья винограда. Для решения этой задачи в качестве архитектуры нейронной сети была выбрана сверточная нейронная сеть. Данный выбор обусловлен тем, что нейронная сеть такой архитектуры демонстрирует наиболее высокие показатели эффективности распознавания объектов на изображениях по сравнению с другими архитектурами [12–14]. В настоящее время на базе нейронных сетей, имеющих сверточную архитектуру, разработано большое количество моделей обучения: YOLO, EfficientDet, ResNet и многие другие. Авторами проведен вариантный анализ, в результате которого были проанализированы наиболее популярные модели нейронных сетей на предмет скорости и точности детектирования пораженных листьев винограда. Результаты вариантного анализа представлены в таблице 1.

Вариантный анализ показал, что для детектирования и классификации пораженных листьев винограда наиболее оптимальной является модель обучения нейронной сети — YOLOv7.

Следующим этапом после успешного обучения и тестирования нейронной сети является ее практическое использование для детектирования и классификации пораженных листьев винограда. Обученная и протестированная нейронная сеть уже способна детектировать типовые заболевания виноградника (рис. 3), однако для большей наглядности и простоты интерпретации результатов авторами было принято решение о создании интерактивной карты виноградника.

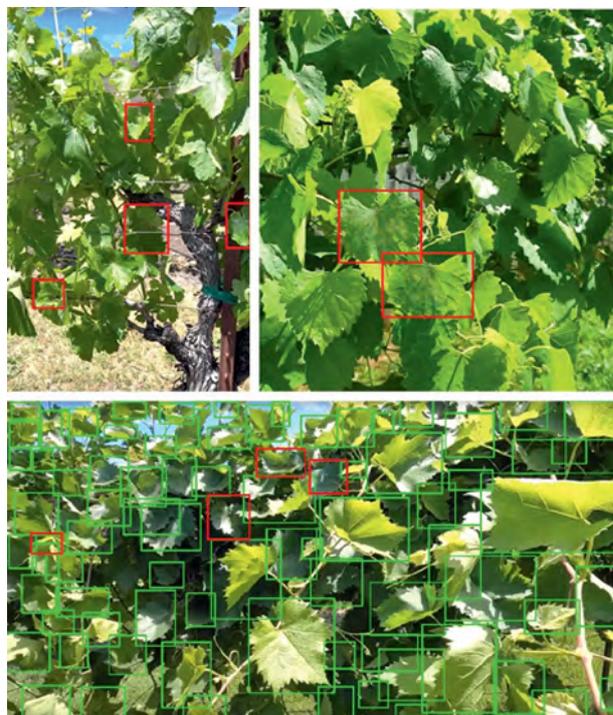
Таблица 1. Результаты вариантного анализа моделей нейронных сетей

Table 1. Results of variant analysis of neural network models

Наименование модели	Время, мс	Точность, %	Рейтинг	mAP, %	Recall, %	F1 score, %
YOLOv7	74	95	158	96	99	97
EffitcientNet-D2	70	88	151	86	89	89
EffitcientNet-D1	50	73	143	86	89	80
EffitcientNet-D7	357	99	140	94	96	97
MobileNetv2_140	44	55	124	91	91	69
YOLOv5	94	72	120	85	87	79
EffitcientNet-D0	45	53	120	87	88	66
ConvNeXT_basw_in22k	334	73	106	90	92	82
ResNetv2_152 x 2 bitm_in21k	106	61	103	93	91	73
RegNety_008	145	62	98	95	98	76
YOLOv3	110	57	97	97	95	71
ViT_large_r50_s32_224	360	67	96	82	81	73
DenseNet-161	158	60	95	80	83	70
BAT_ResNext26ts	170	58	92	84	87	70
SPNASNet_100	120	53	90	79	82	65
Gluon_Xception65	250	55	83	85	83	66

Рис. 3. Результаты детектирования пораженных листьев винограда (авторский рисунок)

Fig. 3. Results of detection of affected grape leaves (author's picture)



Интерактивная карта позволяет выводить результаты детектирования в виде точек на карте (геометок) с фото и номером детектированной проблемы, что поможет обслуживающему персоналу виноградника определить местоположение проблемной области и оптимальный путь к ней, а также вывод фото с выявленной проблемой позволит на ранних этапах отсеять возможные ложные срабатывания. При необходимости итоговый файл

с геометками загружается в навигатор для прокладки маршрута к проблемному месту.

Для реализации интерактивной карты к БПЛА был прикреплен разработанный GPS-трекер. Структурная схема GPS-трекера представлена на рисунке 4.

В качестве основного микроконтроллера используется ESP8266. Для получения геопространственной информации в измерительном модуле предусмотрен GPS-приемник, основанный на микросхеме NEO-6M-0-001 на базе чипа Ublox NEO-6M STM. Данный модуль представляет собой автономное GPS-устройство с высокопроизводительным процессором позиционирования u-blox 6. Для связи с микроконтроллером используется интерфейс UART (TTL) с поддерживаемой скоростью передачи данных от 4800 до 230 400 бод, по умолчанию — 9600 бод. Лог с геометками записывается на карту памяти micro-SD. Для этого используется специализированный модуль micro SD-карт, подключающийся к микроконтроллеру по интерфейсу SPI.

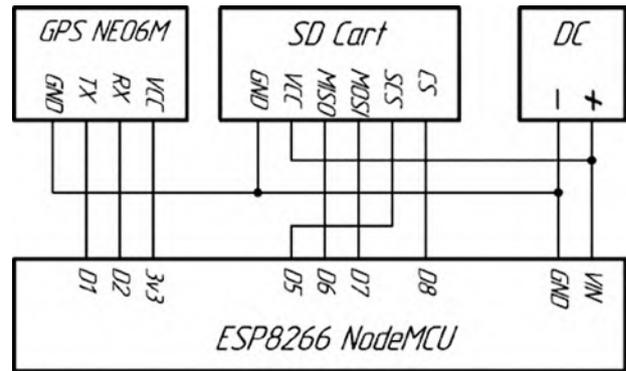
В процессе реализации процедуры нейросетевой обработки видеоматериалов формируется лог, содержащий время кадра и количество пораженных листьев, детектированных нейронной сетью. Визуализация состояния виноградника производится в виде тепловой карты (рис. 5), входными данными для которой являются синхронизированные логи нейросетевой обработки и GPS-трекера (с совмещенными временными метками).

Интерактивная карта позволяет обслуживающему персоналу оперативно получать информацию о фитосанитарном состоянии виноградника не только в статическом, но и в динамическом режиме. Наличие проблемных мест на исследуемом участке виноградника визуализируется посредством различной расцветки маркеров в соответствии с количеством детектированных пораженных листьев. Красные области на интерактивной карте указывают, что нейросетевой алгоритм определил долю пораженных листьев в количестве более 10%.

Оценка производительности автоматизированного комплекса. Для оценки производительности автоматизированного комплекса мониторинга виноградных насаждений была разработана система уравнений, позволяющая выполнять расчет эффективной площади виноградника  $S$ , которую комплекс способен мониторить за один световой день  $D$ . При расчете эффективной мониторируемой площади необходимо учитывать не только тип используемого БПЛА, а также метеорологические условия, но и вычислительную производительность используемого оборудования и топологические

Рис. 4. Структурная схема GPS-трекера (авторский рисунок)

Fig. 4. Block diagram of the GPS tracker (author's picture)



особенности рассматриваемого виноградника. Полученная система уравнений позволяет рассчитывать необходимое количество БПЛА и вычислительного оборудования для любых виноградников. Эффективная площадь, мониторируемая одним автоматизированным комплексом, характеризуется выражением (12).

$$S = 0.33aPe k_n \int_0^D W dt - 2lGn, \quad (12)$$

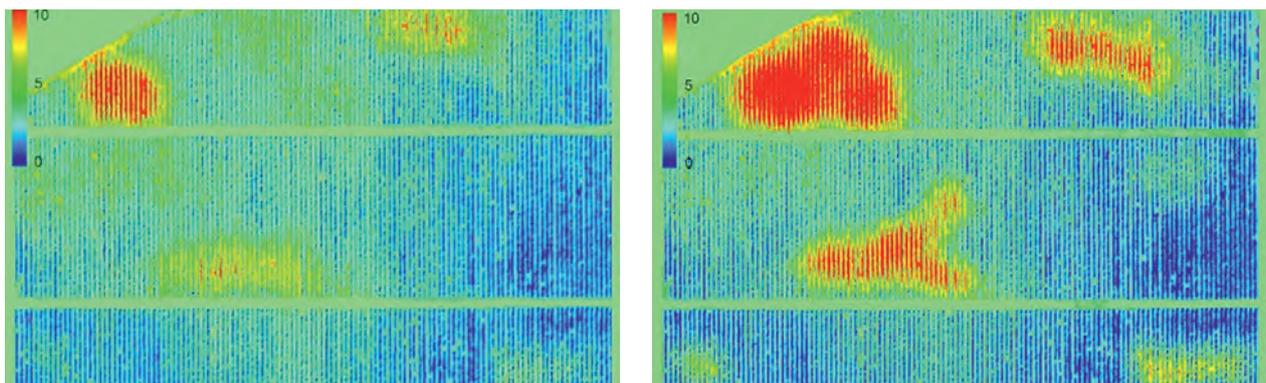
где  $a$  — расстояние между центрами смежных рядов виноградника,  $Pe$  — метрика, характеризующая относительную производительность вычислительного оборудования,  $k_n$  — температурная поправка, характеризующая разряд аккумулятора БПЛА,  $D$  — продолжительность светового дня,  $W$  — скорость полета БПЛА,  $l$  — расстояние между посадочной площадкой и мониторируемым рядом виноградника,  $n$  — значение частоты вылетов.

В связи с тем, что алгоритм облета рядов виноградника включает необходимость выполнения процедуры как минимум трехкратной съемки каждого ряда (слева, справа, сверху), в уравнение (12) включен коэффициент 0,33. В случае необходимости увеличения качества детектирования следует увеличить количество пролетов каждого ряда, а значение данного коэффициента следует уменьшить до необходимого.

Метрика ( $Pe$ ), характеризующая относительную производительность вычислительного оборудования, вычисляется в соответствии с выражением (13). Данная метрика описывает длительность выполнения нейросетевой обработки видеоматериалов, полученных при использовании БПЛА, а также время, затрачиваемое на

Рис. 5. Тепловая интерактивная карта состояния виноградника винодельческого хозяйства «Золотая балка» (г. Севастополь), полученная с интервалом времени в один месяц. Авторский рисунок

Fig. 5. Thermal interactive map of the state of the vineyard of the «Zolotaya balka» winery (Sevastopol), obtained with a time interval of one month. Author's picture



копирование видеоматериалов из флеш-памяти БПЛА в накопитель вычислительного оборудования.

$$P_e = 0.8 \left( \frac{P^N}{P_{ref}^N} \right)^{0.91}, \quad (13)$$

где  $P^N$  — коэффициент производительности вычислительного оборудования,  $P_{ref}^N$  — опорное значение коэффициента производительности вычислительного оборудования ( $P_{ref}^N = 1$  при использовании оборудования на базе GPU RTX2080).

Значение частоты вылетов ( $n$ ) характеризует общее количество вылетов БПЛА за световой день ( $D$ ). Этот параметр учитывает продолжительность процедуры замены аккумуляторной батареи БПЛА с учетом скорости ее разряда в зависимости от температурных условий эксплуатации комплекса. Вычисляется из выражения (14).

$$n = \frac{D}{d_{stc} k_n} (1 - P_e), \quad (14)$$

где  $d_{stc}$  — значение стандартного времени разряда аккумуляторной батареи БПЛА.

Определение зависимости значения температурной поправки частоты вылетов БПЛА ( $k_n$ ) от температуры окружающей среды производилось в ходе экспериментального исследования разрядных характеристик литийионного (Li-ion) аккумулятора. Методом регрессионного анализа разрядных характеристик было получено выражение (15).

$$k_n = 1 - ((1.06 \cdot 10^{-2})T - 3.329)^2, \quad (15)$$

где  $T$  — температура окружающей среды.

Для расчета скорости полета БПЛА ( $W$ ) было составлено уравнение (16). Данное уравнение учитывает как аэродинамические характеристики БПЛА, так и некоторые метеорологические параметры окружающей среды — скорость и направление ветра.

$$W = 0.5k \left( \left( V + \frac{C_p \rho S_{uav} \cos(\varepsilon) U^3}{m} \right) + \left( V - \frac{C_p \rho S_{uav} \cos(\varepsilon) U^3}{m} \right)^{1/2} \right), \quad (16)$$

где  $k$  — значение аэродинамического коэффициента БПЛА,  $V$  — значение скорости полета БПЛА,  $C_p$  — значение коэффициента аэродинамического сопротивления БПЛА,  $\rho$  — значение плотности воздуха,  $S_{uav}$  — площадь БПЛА, подвергаемая ветровой нагрузке,  $\varepsilon$  — направление ветра относительно вектора движения БПЛА,  $U$  — значение скорости ветра,  $m$  — масса БПЛА с полезной нагрузкой.

Необходимое значение скорости полета БПЛА, так же как и количество пролетов над рядом, устанавливается

в соответствии с требуемым качеством детектирования и вычисляется в соответствии с выражением (17).

$$V = 16.2 \exp(-2.5QY^{0.03}), \quad (17)$$

где  $Q$  — параметр, характеризующий необходимое качество детектирования (0...1).

Численная оценка производительности автоматизированного комплекса была проведена для виноградника агрофирмы «Золотая балка», находящегося в Севастополе. Расчеты показали, что при использовании вычислительного оборудования на базе GPU RTX2080 и БПЛА DJI Phantom 4 RTK эффективная мониторируемая площадь виноградника за один световой день составляет 2,5 га.

### Выводы / Conclusion

Таким образом, разработанная технология автоматизированного нейросетевого детектирования признаков ухудшения состояния виноградных растений позволяет в оперативном режиме (в течение суток) получать данные о состоянии виноградника. Индикатором состояния являются изображения листьев виноградных растений, полученных при помощи БПЛА. Для автоматизированной классификации листьев предлагается использовать сверточные нейронные сети глубокого обучения. Результаты тестирования точности детектирования пораженных листьев обученной нейронной сетью показали, что величина  $mAP$  составляет не менее 91%, это является достаточным для выявления проблемных областей.

Внедрение предложенной технологии в производственный процесс виноградарских предприятий позволит не только повысить урожайность, но и снизит возможные финансовые риски за счет повышения эффективности детектирования очагов заболеваний виноградных растений на ранних стадиях. Кроме того, предлагаемая технология является одним из элементов информационного базиса для реализации системы поддержки принятия решений по защите и профилактики винограда от болезней и вредителей.

Численная оценка эффективной производительности предлагаемой технологии показала, что автоматизированный комплекс с одним БПЛА DJI Phantom 4 RTK позволит проводить мониторинг 2,5 га виноградных насаждений за световой день. При необходимости увеличения площади мониторинга следует использовать большее количество БПЛА в комплексе либо БПЛА с увеличенным временем полета. Однако необходимо учитывать, что с увеличением количества БПЛА возникает необходимость наращивания производительности вычислительного оборудования.

Все авторы несут ответственность за свою работу и представленные данные.

Все авторы внесли равный вклад в эту научную работу. Авторы в равной степени участвовали в написании рукописи и несут равную ответственность за плагиат. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

All authors bear responsibility for the work and presented data.

All authors have made an equal contribution to this scientific work. The authors were equally involved in writing the manuscript and bear the equal responsibility for plagiarism. The authors declare no conflict of interest.

### ФИНАНСИРОВАНИЕ:

Работа выполнена в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (тема № FNZM-2022-0010 «Разработка методологии интеллектуального автоматизированного мониторинга для решения задач в области виноделия и виноградарства»).

### FUNDING:

The research was carried out within the state assignment of Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (theme No. FNZM-2022-0010 «Development of the methodology of intelligent automated monitoring for solving problems in the field of winemaking and viticulture»).

## БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

- Liu Y., Wang X. Promoting competitiveness of green brand of agricultural products based on agricultural industry cluster. *Wireless Communications and Mobile Computing*. 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/7824638>
- Basso B., Antle J. Digital agriculture to design sustainable agricultural systems. *Nature Sustainability*. 2020; 3: 254–256. <https://doi.org/10.1038/s41893-020-0510-0>
- Tian H., Wang T., Liu Y., Qiao X., Li Y. Computer vision technology in agricultural automation — A review. *Information Processing in Agriculture*. 2020; 7(1): 1–19. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2019.09.006>
- Rao R.N., Sridhar B. IoT based smart crop-field monitoring and automation irrigation system. *2nd International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC)*. 2018; 478–483.
- Jha K., Doshi A., Patel P., Shah M. A comprehensive review on automation in agriculture using artificial intelligence. *Artificial Intelligence in Agriculture*. 2019; 2: 1–12.
- Raeva P.L., Šedina J., Dlesk A. Monitoring of crop fields using multispectral and thermal imagery from UAV. *European Journal of Remote Sensing*. 2019; 52(1): 192–201.
- Kapania S., Saini D., Goyal S., Thakur N., Jain R. Multi object tracking with UAVs using deep SORT and YOLOv3 RetinaNet detection framework. *Proceedings of the 1st ACM Workshop on Autonomous and Intelligent Mobile Systems*. 2020; 1–6.
- Pereira R., Carvalho G., Garrote L., Nunes U.J. Sort and Deep-SORT Based Multi-Object Tracking for Mobile Robotics: Evaluation with New Data Association Metrics. *Applied Sciences / An Open Access Journal from MDPI*. 2022; 12(3): 1319.
- Süzen A.A., Duman B., Şen B. Benchmark Analysis of Jetson TX2, Jetson Nano and Raspberry PI using Deep-CNN. *IEEE 2. International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications*. At: Turkey. 2020; 1–5.
- Зоев И.В., Марков Н.Г., Рыжова С.Е. Интеллектуальная система компьютерного зрения беспилотных летательных аппаратов для мониторинга технологических объектов предприятий нефтегазовой отрасли. *Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов*. 2019; 330(11): 34–49. DOI: 10.18799/24131830/2019/11/2346
- Aposporis P. Object detection methods for improving UAV autonomy and remote sensing applications. *2020 IEEE/ACM. International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM)*. 2020; 845–853.
- Russakovsky O. et al. Imagenet large scale visual recognition challenge. *International journal of computer vision*. 2015; 115(3): 1–43.
- Кузнецов П.Н., Котельников Д.Ю. Технология автоматизированного мониторинга состояния фотоэлектрических модулей солнечной электростанции. *Мониторинг. Наука и технологии*. 2022; 2(52): 65–72. DOI 10.25714/MNT.2022.52.008
- Кузнецов П.Н., Котельников Д.Ю. Автоматизированный технологический комплекс мониторинга и диагностики виноградников. *Вестник аграрной науки Дона*. 2021; 4(56): 16–23. eLIBRARY ID: 47806373

## ОБ АВТОРАХ:

**Павел Николаевич Кузнецов**, кандидат технических наук;  
— Всероссийский национальный научно-исследовательский институт виноградарства и виноделия «Магарач» Российской академии наук,  
ул. Кирова, 31, Ялта, 298600, Российская Федерация;  
— Севастопольский государственный университет,  
ул. Университетская, 33, Севастополь, 299053, Российская Федерация.  
PNKuznetsov@sevsu.ru  
<https://orcid.org/0000-0002-1732-922X>

**Дмитрий Юрьевич Котельников**, младший научный сотрудник,  
— Всероссийский национальный научно-исследовательский институт виноградарства и виноделия «Магарач» Российской академии наук,  
ул. Кирова, 31, Ялта, 298600, Российская Федерация;  
— аспирант,  
Севастопольский государственный университет,  
ул. Университетская, 33, Севастополь, 299053, Российская Федерация  
DYKotelnikov@ya.ru  
<https://orcid.org/my-orcid?orcid=0000-0001-9065-243X>

**Дмитрий Юрьевич Воронин**, кандидат технических наук, доцент,  
Всероссийский национальный научно-исследовательский институт виноградарства и виноделия «Магарач» Российской академии наук,  
ул. Кирова, 31, Ялта, 298600, Российская Федерация  
dima\_77@mail.ru  
<https://orcid.org/0000-0001-6053-4758>

## REFERENCES

- Liu Y., Wang X. Promoting competitiveness of green brand of agricultural products based on agricultural industry cluster. *Wireless Communications and Mobile Computing*. 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/7824638>
- Basso B., Antle J. Digital agriculture to design sustainable agricultural systems. *Nature Sustainability*. 2020; 3: 254–256. <https://doi.org/10.1038/s41893-020-0510-0>
- Tian H., Wang T., Liu Y., Qiao X., Li Y. Computer vision technology in agricultural automation — A review. *Information Processing in Agriculture*. 2020; 7(1): 1–19. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2019.09.006>
- Rao R.N., Sridhar B. IoT based smart crop-field monitoring and automation irrigation system. *2nd International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC)*. 2018; 478–483.
- Jha K., Doshi A., Patel P., Shah M. A comprehensive review on automation in agriculture using artificial intelligence. *Artificial Intelligence in Agriculture*. 2019; 2: 1–12.
- Raeva P. L., Šedina J., Dlesk A. Monitoring of crop fields using multispectral and thermal imagery from UAV. *European Journal of Remote Sensing*. 2019; 52(1): 192–201.
- Kapania S., Saini D., Goyal S., Thakur N., Jain R. Multi object tracking with UAVs using deep SORT and YOLOv3 RetinaNet detection framework. *Proceedings of the 1st ACM Workshop on Autonomous and Intelligent Mobile Systems*. 2020; 1–6.
- Pereira R., Carvalho G., Garrote L., Nunes U.J. Sort and Deep-SORT Based Multi-Object Tracking for Mobile Robotics: Evaluation with New Data Association Metrics. *Applied Sciences / An Open Access Journal from MDPI*. 2022; 12(3): 1319.
- Süzen A.A., Duman B., Şen B. Benchmark Analysis of Jetson TX2, Jetson Nano and Raspberry PI using Deep-CNN. *IEEE 2. International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications*. At: Turkey. 2020; 1–5.
- Zoev I.V., Markov N.G., Ryzhova S.E. Intelligent computer vision system for unmanned aerial vehicles for monitoring technological objects of oil and gas industry. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*. 2019; 330(11): 34–49. DOI: 10.18799/24131830/2019/11/2346 (In Russian).
- Aposporis P. Object detection methods for improving UAV autonomy and remote sensing applications. *2020 IEEE/ACM. International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM)*. 2020; 845–853.
- Russakovsky O. et al. Imagenet large scale visual recognition challenge. *International journal of computer vision*. 2015; 115(3): 1–43.
- Kuznetsov P.N., Kotelnikov D.Yu. Technology of automated monitoring of the photovoltaic modules of a solar power plant. *Monitoring. Science and Technology*. 2022; 2(52): 65–72. DOI 10.25714/MNT.2022.52.008 (In Russian).
- Kuznetsov P.N., Kotelnikov D.Yu. Automated technological complex for monitoring and diagnostics of vineyard. *Don agrarian science bulletin (Vestnik agrarnoy nauki Dona)*. 2021; 4(56): 16–23. eLIBRARY ID: 47806373 (In Russian).

## ABOUT THE AUTHORS:

**Pavel Nikolaevich Kuznetsov**, Candidate of Technical Sciences;  
— All-Russian National Research Institute of Viticulture and Winemaking «Magarach» of the Russian Academy of Sciences, 31 Kirova Str., Yalta, 298600, Russian Federation;  
— Sevastopol State University, 33 Universitetskaya Str., Sevastopol, 299053, Russian Federation.  
PNKuznetsov@sevsu.ru  
<https://orcid.org/0000-0002-1732-922X>

**Dmitry Yurievich Kotelnikov**, Junior Researcher,  
All-Russian National Research Institute of Viticulture and Winemaking «Magarach» of the Russian Academy of Sciences, 31 Kirova Str., Yalta, 298600, Russian Federation;  
— Postgraduate student, Sevastopol State University, 33 Universitetskaya Str., Sevastopol, 299053, Russian Federation  
DYKotelnikov@ya.ru  
<https://orcid.org/my-orcid?orcid=0000-0001-9065-243X>

**Dmitry Yurievich Voronin**, candidate of technical sciences, associate professor,  
All-Russian National Research Institute of Viticulture and Winemaking «Magarach» of the Russian Academy of Sciences, 31 Kirova Str., Yalta, 298600, Russian Federation  
dima\_77@mail.ru  
<https://orcid.org/0000-0001-6053-4758>