

УДК 638.1:004.8:681.5

Кунафина Радмила Радиковна, магистрант, Московский технический университет связи и информатики, г. Москва

МОДЕЛЬ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ УГРОЗ ПЧЕЛИНОЙ СЕМЬЕ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ ДАТЧИКОВ И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Аннотация

В статье рассматривается проблема комплексного мониторинга состояния пчелиных семей для заблаговременного прогнозирования угроз, таких как роение, болезни и воздействие вредителей. Основное внимание уделено проектированию интегрированной модели, основанной на слиянии данных от гетерогенных сенсоров (акустических, видео-, температурных, весовых) и их обработке с использованием методом машинного обучения. Проведен анализ существующих подходов к математическому и компьютерному моделированию популяции пчел, детекции объектов на видеопотоке и интерпретации биометрических сигналов. Особый акцент сделан на архитектуре системы, включающей этапы сбора мультимодальных данных, выделения диагностических признаков, их слияние на уровне решений и формирования прогностической оценки риска с выдачей рекомендаций пчеловоду. Определены ключевые направления развития, включая оптимизацию протоколов обмена данными и создание верифицированных дата-сетов для обучения нейросетевых моделей.

Annotation

The article discusses the problem of complex monitoring of the state of bee colonies in order to predict threats in advance, such as swarming, diseases, and pest infestations. The main focus is on designing an integrated model based on merging data from heterogeneous sensors (acoustic, video, temperature, and weight sensors) and processing them using machine learning methods. The article analyzes existing approaches to mathematical and computer modeling of bee populations, object detection in video streams, and the interpretation of biometric signals. A special

emphasis is placed on the system architecture, which includes the stages of collecting multimodal data, extracting diagnostic features, merging them at the decision level, and generating a predictive risk assessment with recommendations for beekeepers. Key areas of development have been identified, including the optimization of data exchange protocols and the creation of verified datasets for training neural network models.

Ключевые слова: умное пчеловодство, прогностическая модель, мультимодальные данные, машинное обучение, слияние данных, компьютерное зрение, мониторинг улья, нейросетевой анализ.

Keywords: smart beekeeping, predictive model, multimodal data, machine learning, data fusion, computer vision, hive monitoring, neural network analysis.

Введение

Современное пчеловодство сталкивается с комплексом угроз, способных привести к ослаблению или гибели пчелиной семьи, что наносит значительный экономический ущерб и негативно влияет на экосистемное опыление [1]. Традиционные методы визуального контроля пчеловодами трудоемки, субъективны и не обеспечивают непрерывного мониторинга, что приводит к запоздалому реагированию на такие критические события, как подготовка к роению, вспышки заболеваний (варроатоз, аскосфероз) или резкое снижение активности семьи [2]. В этой связи актуальной задачей является разработка автоматизированных интеллектуальных систем, способных в реальном времени анализировать состояние улья и прогнозировать угрозы, используя данные сенсоров и алгоритмы искусственного интеллекта. Мотивацией для развития подобных систем служит как повышение рентабельности пасек за счет превентивных мер, так и общий тренд цифровизации сельского хозяйства (Agriculture 4.0) [3].

Решение данной задачи осложнено необходимостью интерпретировать сложное, многофакторное поведение суперорганизма (пчелиной семьи), которое проявляется в различных физических сигналах: акустическом фоне

улья, активности летных пчел, динамике температуры и влажности внутри гнезда, изменении общего веса улья [4]. Одиночный датчик, например, температурный, не может дать исчерпывающей картины, что методологически сближает задачу с проблемами мультисенсорного слияния данных в распределенных системах мониторинга [5]. Современные исследования в области математической биологии демонстрируют возможность формализации динамики популяции пчел с помощью систем дифференциальных уравнений, учитывающих возрастную структуру семьи и влияние внешних факторов [6]. Параллельно стремительное развитие методов глубокого обучения, в частности, легковесных нейросетевых архитектур для детекции объектов (YOLO, EfficientDet), открывает возможности для точного подсчета пчел и анализа их поведения на видеопотоке в реальном времени [7]. Комплексный подход, объединяющий достижения этих направлений, позволяет перейти от простого мониторинга параметров к построению предиктивных моделей, способных выдавать вероятностные оценки рисков.

Целью настоящей работы является систематизация подходов и предложение архитектуры прогностической модели для идентификации угроз пчелиной семье. Модель основывается на гетерогенной сенсорной сети и алгоритмах машинного обучения, интегрированных в единый контур «сбор данных – выделение признаков – слияние – прогноз – рекомендации».

Методология

В основу обзора и проектирования модели положен анализ научных публикаций 2004-2025 гг., посвященных биологии медоносной пчелы, математическому моделированию популяций, применению машинного обучения в сельском хозяйстве, алгоритмам компьютерного зрения для детекции мелких объектов и практическим разработкам в области «умного» пчеловодства. Для каждого направления были выделены ключевые концепции, применимые к задаче прогнозирования. Из работ по биологии и экологии пчел – диагностически значимые поведенческие и физиологические маркеры угроз, из работ по математическому моделированию – структура

формального описания системы и внешних воздействий, из работ по машинному обучению и компьютерному зрению – типы используемых алгоритмов, их метрики эффективности и ограничения [6-10]. Отдельно рассматривались практические реализации систем мониторинга ульев, описанные в научно-технической литературе и на специализированных отраслевых ресурсах [12, 13].

Архитектура прогностической системы включает три основных контура:

1) Сенсорный контур и первичная обработка: сбор и очистка данных датчиков.

2) Контур анализа и синтеза признаков: параллельная обработка данных каждого типа специфическими алгоритмами (нейросетями, спектральным анализом и т.д.) для извлечения диагностических признаков.

3) Прогностический контур: слияние признаков на уровне решений, классификация состояния и расчет вероятности угроз с формированием выходного предупреждения. Такой декомпозиционный подход позволяет модульно интегрировать различные алгоритмы и гибко настраивать систему под конкретные условия пасеки.

Алгоритмы обработки мультимодальных данных и выделения признаков

Ключевым этапом работы системы является преобразование сырых данных с датчиков в формализованные признаки, пригодные для анализа моделью машинного обучения. Для каждого типа данных применяются специализированные методы.

Акустический анализ. Звуковой фон улья содержит богатую диагностическую информацию. Для выделения признаков используется спектральный анализ. Критически важным является детектирование так называемых «песенных» сигналов маток, которые свидетельствуют о предроевом состоянии семьи. Работы указывают, что сигналы плодной и неплодной маток различаются по частоте (280-350 Гц против 300-380 Гц) и

длительности импульсов. Алгоритм включает запись звука, фильтрацию шумов, вычисление спектрограммы и выделение характерных частотных паттернов с помощью методов сопоставления с эталоном или классификации с помощью сверточной нейронной сети, обученной на размеченных аудиозаписях [8, 14]. Кроме сигналов маток, анализируется общий уровень звуковой активности, который может аномально снижаться при заболевании семьи или стрессе.

Видеоанализ и компьютерное зрение. Задача подсчета и оценки активности пчел на прилётной доске является классической задачей детекции мелких, плотно расположенных и частично перекрывающихся объектов на сложном фоне. Классические методы компьютерного зрения (например, фоновое вычитание, детекторы ключевых точек) демонстрируют низкую эффективность при большом скоплении насекомых [7]. Поэтому современным решением является использование предобученных легковесных детекторов на основе нейронных сетей, таких как YOLOv8 или EfficientDet-D0 [7, 15]. Эти модели, дообученные на специализированном датасете с размеченными изображениями пчел, позволяют в реальном времени (до 30-40 FPS на платформах типа Jetson Nano) определять координаты и классы объектов (пчела, вылетающая/влетающая). На основе результатов детектирования вычисляются такие признаки, как интенсивность лета (количество пчел в единицу времени), соотношение влетов и вылетов, наличие лениости в улье (скопление бездеятельных пчел снаружи), являющийся признаком роевого настроения или перегрева.

Анализ данных со встроенных датчиков. Температура и влажность внутри гнезда являются строго регулируемыми параметрами, их аномалии (резкие перепады, выход за видовые нормы) свидетельствуют о нарушении климатического режима, что может быть вызвано болезнью, ослаблением семьи или внешними условиями [4, 16]. Весовой датчик, установленный под ульем, фиксирует суточную динамику массы, отражающую процесс медосбора (прирост веса) или расходование запасов (снижение веса). Резкая

несезонная потеря веса – важный признак отсутствия матки, болезни или голода [13]. Признаки извлекаются путем анализа временных рядов: вычисляются тренды, суточные амплитуды, обнаруживаются аномальные точки с помощью методов, подобных скользящему среднему.

Математическое моделирование как источник синтетических признаков. Работы по динамике популяций предлагают концептуальную основу для понимания системных угроз. Например, модель, представленная в некоторых работах, описывает переход особей между возрастными когортами (яйца, личинки, куколки, взрослые пчелы) под влиянием коэффициентов рождаемости, смертности и воздействия внешних факторов (болезней, вредителей) [6, 10]. Модель, предложенная в исследовании для клеща Варроа, описывает динамику паразита внутри семьи [17]. Хотя прямое использование сложных дифференциальных уравнений в реальной системе может быть затруднительно, они позволяют генерировать синтетические данные для обучения и выделять ключевые системные переменные (например, расчетный коэффициент естественного прироста семьи), которые могут быть косвенно оценены на основе эмпирических данных с пасеки и использованы как предикторы в общей модели.

Проектирование прогностической модели и слияние данных

Извлеченные из разных источников признаки образуют многомерный вектор, характеризующий состояние семьи в данный момент времени. Задача прогностической модели – отобразить этот вектор в оценку вероятности одной или нескольких угроз (роение, болезнь, голод, отсутствие матки).

Архитектура модели и слияние данных. Наиболее рациональным для данной задачи представляется слияние на уровне признаков или решений. После этапа выделения признаков, все они объединяются в общий вектор. Этот вектор подается на вход классификатору машинного обучения. Альтернативно, для каждого типа данных (акустика, видео, температура) может быть построена своя модель (например, бинарный классификатор «роение/нет»), а их выходные вероятности объединяются на мета-уровне с

помощью стэкинга или взвешенного голосования [5, 18]. Первый подход обеспечивает более глубокий анализ взаимосвязей между разномодальными данными, но требует больше данных для обучения. Второй подход более модулен и устойчив к отказу одного из сенсоров.

Выбор алгоритма машинного обучения. Для классификации могут применяться следующие алгоритмы, каждый со своими достоинствами для данной задачи:

- Градиентный бустинг (CatBoost, XGBoost). Высокая точность, хорошая работа с разнотипными данными, устойчивость к переобучению, возможность оценивать важность признаков, что критично для интерпретируемости решения для пчеловода [19].
- Случайный лес. Стабильность, меньшее количество гиперпараметров для настройки, также предоставляет оценку важности признаков.
- Нейронная сеть (полносвязная или гибридная). Максимальная гибкость и потенциальная точность, но требует самого большого объема размеченных данных для обучения и более сложной настройки.

Учитывая вероятный дефицит размеченных данных в реальных условиях пасеки и необходимость объяснения прогноза, алгоритмы бустинга представляются оптимальными компромиссом на первом этапе.

Формирование выходного решения. Модель должна выдавать не просто бинарный ответ (угроза есть/нет), а вероятностную оценку для каждого из сценариев, дополненную рекомендацией. Например, «вероятность подготовки к роению 85%. Рекомендация: расширить гнездо, проверить наличие маточников» или «Вероятность заболевания составляет 60%. Рекомендация: провести диагностический отбор подмора для анализа». Это требует интеграции экспертных знаний пчеловода в формализованные правила пост-обработки выходов модели [20-25].

Сравнительный анализ подходов и экспериментальные аспекты

Для верификации эффективности предлагаемого подхода необходимо проведение натуральных экспериментов на пасеке с оборудованными ульями. Ключевой проблемой является формирование верифицированного датасета. Данные с сенсоров (признаки) должны быть размечены экспертами-пчеловодами на основе параллельного визуального контроля и инспекций ульев с указанием реально наступивших событий (роение, диагностированная болезнь и т.д.). Это длительный и трудоемкий процесс. Интересна сравнительная характеристика методов обработки данных, основанная на анализе рассмотренных источников и требования к встроенной системе (табл. 1).

Таблица 1. Сравнительная характеристика методов обработки данных для системы прогнозирования

Метод	Тип данных и задача	Ключевые преимущества	Ограничения и требования
Спектральный анализ + шаблоны [8, 14]	Аудио, детекция сигналов маток	Высокая точность детекции специфических паттернов, физическая интерпретируемость	Чувствительность к внешнему шуму (ветер, другие ульи), требует точной настройки порогов или обучения.
Детектор YOLOv8 [7, 10]	Видео, подсчет и трекинг пчел	Высокая скорость (реальное время), хорошая точность на мелких объектах, доступность предобученных моделей.	Требует значительного датасета для дообучения (разметка пчел), вычислительная нагрузка для встроенных систем.
Анализ временных рядов [4, 13]	Температура, влажность, вес	Простота реализации, низкая вычислительная стоимость, выявление долгосрочных	Не специфичен для конкретной угрозы, требует контекстной интерпретации (например, сезонность).

		трендов и резких аномалий.	
Математическая модель (система ОДУ) [6, 17]	Синтетические, косвенные данные, понимание динамики	Глубокое системное понимание процессов, возможность прогноза на длительную перспективу, генерация синтетических данных.	Сложность калибровки и валидации на реальных данных, высокий уровень абстракции, вычислительная сложность для онлайн-использования.
Ансамбль деревьев (Бустинг) [11, 19]	Вектор признаков, итоговая классификация	Устойчивость к переобучению, работа с разными типами признаков, оценка важности признаков, интерпретируемость.	Требует качественного размеченного датасета для обучения, черный ящик (частично).

Практические шаги реализации системы могут быть следующими:

- 1) Сбор данных. Развертывание сенсорного узла на улье (камера, микрофон, датчики, весы). Синхронизация данных по времени.
- 2) Выделение признаков. Параллельный запуск контуров обработки: аудио → спектрограмма → детекция частот. Видео → YOLO → подсчет активностей. Датчики → фильтрация → вычисление трендов.
- 3) Обучение модели. Формирование единого вектора признаков за каждый временной интервал (например, 1 час). Разметка данных по факту наступления событий. Обучение модели градиентного бустинга для многоклассовой классификации.
- 4) Слияние и прогноз. Подача текущего вектора признаков в модель. Получение вероятностных оценок по классам угроз.
- 5) Принятие решения. Применение порогов к вероятностям и генерация предупреждения с рекомендацией на основе защитных правил.

Заключение

Разработка модели для прогнозирования угроз пчелиной семье на основе данных датчиков и машинного обучения представляет собой междисциплинарную задачу, лежащую на стыке биологии, теории управления, компьютерного зрения и научных данных. Предложенная архитектура, интегрирующая мультимодальный сбор данных, современные алгоритмы выделения признаков (нейросетевые детекторы, спектральный анализ) и ансамблевые методы классификации, создает основу для построения практических систем интеллектуального мониторинга. Ключевыми направлениями для дальнейших исследований являются: создание открытых, верифицированных датасетов с размеченными аудио-, видео- и сенсорными данными, привязанными к событиям в улье; оптимизация вычислительной сложности алгоритмов, особенно нейросетевых детекторов, для их устойчивой работы на малопотребляющих устройствах непосредственно на пасеке; стандартизация протокола обмена данными и интерфейсов для сенсоров, что обеспечит совместимость оборудования от разных производителей; повышение интерпретируемости модели, чтобы рекомендации системы были не только точными, но и понятными и доверяемыми конечному пользователю – пчеловоду.

Внедрение таких систем способно перевести пчеловодство от реактивной к превентивной парадигме управления, минимизировать экономические потери и внести вклад в сохранение популяций медоносных пчел как вида, критически важного для глобальной экосистемы и агропромышленного комплекса. Успех в этой области будет зависеть от эффективной коллаборации между энтомологами, пчеловодами-практиками, инженерами и специалистами по данным.

Список литературы

1. Алисов Н. В., Кожевников А. И. Искусственный интеллект в аграрной отрасли: теория и практика. М.: КолосС, 2020. 312 с.

2. Земскова Н. Е., Сатаров В. Н., Туктаров В. Р. Численность популяции медоносных пчел в Самарской области // Пчеловодство. 2014. № 8. С. 12–22.
3. Иванов К. Н., Коваленко Ю. Л. Цифровое земледелие: технологии и алгоритмы. М.: Наука, 2019. 364 с.
4. Каменков В. П. Пчелы и экология // Материалы 5-ой международной научно-практической конференции и координационного совещания по пчеловодству. М.: Рыбное, 2004. С. 183–184.
5. Комилиен Ф. С., Саидзода И.М. Амсиласозии математикии марҳалаҳои ҳаёти популятсияи оилаи занбӯри асал // Вестник Бохтарского государственного университета имени Носира Хусрава. Серия естественных наук. 2022. №. 2-1(96). Р. 5-14.
6. Кудряков А. В. Простая модель функционально-возрастного состава пчелиных семей и некоторые её приложения // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. 2006. Т. 8. № 2. С. 556–563.
7. Лаврехин Ф. А., Панкова С. В. Биология медоносной пчелы. М.: Колос, 1983. 303 с.
8. Левченко Н. В., Ефимов В. И. Сигналы, передаваемые пчелами при помощи звуков [Электронный ресурс] // Beejournal.ru. 2018. URL: <https://beejournal.ru/pszczelarstwo/1758-signal-y-peredavaemye-pchelami-pri-pomoshchi-zvukov> (дата обращения: 27.12.2025).
9. Меншуткин В. В. Искусство моделирования (экология, физиология, эволюция). СПб.: Петрозаводск, 2010. 416 с.
10. Никифоров А. А., Гудков К. В. Подбор нейросетевой архитектуры для решения проблемы обнаружения пчел на видеопотоке // Сборник научных трудов. Пенза: Пензенский государственный технологический университет, 2024. С. 1–4.
11. Петров И. А., Смирнов В. Е. Машинное обучение и его применение в сельском хозяйстве. СПб.: Питер, 2021. 288 с.

12. Петровец В. Р., Хроменкова Т. Л., Шершнёва Л. А., Шершнёв А. Н. Экономико-математическая модель содержания двух пчелиных семей в инновационном двухблочном улье с комбинированной технологической перегородкой // Известия Национальной академии наук Беларуси. Agrарная серия. 2021. Т. 59. № 1. С. 103–110.
13. Рыбочкин А. Ф. Контроль и управление жизнедеятельностью пчелиных семей: дис. докт. наук. М., 2004. 644 с.
14. Комилиен Ф. С., Саидов И. М. Амсиласозии компютери динамиккаи популятсияи мохиҳои экосистемаи обанбори пастоб // Таджикский национальный университет. Душанбе: Меҳроҷ Граф. 2019. 154 с.
15. Сандзода И. М., Комилиён Ф. С. Амсиласозии математикии таъсири беморихон сирояткунанда ва организмхон зараррасон ба рушди индивидхон онлаи занбури асал // Паёми Донишгоҳи давлатии Дангара. 2022. № 4. С. 41–50.
16. Сандзода И. М., Комилиён Ф. С. Компьютерное моделирование популяции медоносной пчелиной семьи методом Рунге-Кутта // Вестник Таджикского национального университета. Серия естественных наук. 2022. № 2. С. 26–42.
17. Соколов С. В. Модели динамики популяций: учебное пособие. СПб.: СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2018. 61 с.
18. Ткаченко Е. А., Гудков К. В. Разработка алгоритма определения предроевого состояния в улье // Сборник научных трудов. Пенза: Пензенский государственный технологический университет, 2022. С. 1–4.
19. Чудинов В. В., Морозкин Н. Д., Бикунина Н. И. Математическая модель динамики развития колонии клеща Варроа // Вестник Башкирского университета. 2012. Т. 17. № 1 (1). С. 428–435.
20. Шарипов А. Р. Хусусиятхон биологию хочагидории зотхон занбуруни асал дар шароити Тоҷикистони шимолӣ: дис. номз. илмхон кишов. Душанбе, 2019. 150 с.

21. Казарманов Н. А., Вильданов А. Н. Применение методов искусственного интеллекта для прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур // Вопросы студенческой науки. 2025. № 4 (104). С. 388–392.

22. Информационный портал пчеловодов «Медовик» [Электронный ресурс]. URL: <http://www.medovik.info/> (дата обращения: 27.12.2025).

23. Lee S., Park J. Deep Learning for Agricultural Data Processing. New York: Wiley, 2019. 385 p.

24. Li H., Chen J. Smart Farming: AI Techniques and Case Studies. London: Elsevier, 2021. 432 p.

25. Thompson R., Jones M. Climate-Smart Agriculture with AI. Cambridge: Cambridge University Press, 2022. 410 p.

References

1. Alisov N. V., Kozhevnikov A. I. Artificial intelligence in the agricultural sector: theory and practice. Moscow: KolosS, 2020. 312 p.

2. Zemskova N. E., Satarov V. N., Tuktarov V. R. The population of honey bees in the Samara region // Beekeeping. 2014. No. 8. pp. 12-22.

3. Ivanov K. N., Kovalenko Yu. L. Digital agriculture: technologies and algorithms. Moscow: Nauka, 2019. 364 p.

4. Kamen'kov V. P. Bees and ecology // Proceedings of the 5th International Scientific and practical conference and coordination meeting on beekeeping. Moscow: Rybnoye, 2004. pp. 183-184.

5. Komilien F. S., Saidzoda I.M. Amsilaszoi matematiki marxalaxoi xaeti populatii oilai zanbari asal // Bulletin of Nosir Khusrav Bokhtar State University. A series of scientific articles. 2022. No. 2-1(96). pp. 5-14.

6. Kudryakov A.V. A simple model of the functional and age composition of bee colonies and some of its applications // Proceedings of the Samara Scientific Center of the Russian Academy of Sciences. 2006. Vol. 8. No. 2. pp. 556-563.

7. Lavrekhin F. A., Pankova S. V. Biology of the honey bee. Moscow: Kolos, 1983. 303 p.

8. Levchenko N. V., Emov V. I. Signals, first persons using sounds [Electronic resource] // Beejournal.ru Year 2018. URL: <https://beejournal.ru/pszczelarstwo/1758-signalny-peredavaemye-pchelami-pri-pomoshchi-zvukov> (date of reference: 12/27/2025).
9. Menshutkin V. V. The art of modeling (ecology, physiology, evolution). St. Petersburg: Petrozavodsk, 2010. 416 p.
10. Nikiforov A. A., Gudkov K. V. Selection of a neural network architecture to solve the problem of detecting bees on a video stream // Collection of scientific papers. Penza: Penza State Technological University, 2024. pp. 1-4.
11. Petrov I. A., Smirnov V. E. Machine learning and its application in agriculture. St. Petersburg: Peter, 2021. 288 p.
12. Petrovets V. R., Khromenkova T. L., Shershneva L. A., Shershnev A. N. An economic and mathematical model of keeping two bee colonies in an innovative two-block hive with a combined technological partition // Proceedings of the National Academy of Sciences of Belarus. Agricultural series. 2021. Vol. 59. No. 1. pp. 103-110.
13. Rybochkin A. F. Control and management of the vital activity of bee colonies: dis. dokt. nauk. Moscow, 2004. 644 p.
14. Komilien F. S., Saidov I. M. Amsilasia of computers, dynamics and popularization, moioi ecosystems and obanbori pastob // Tajik National University. Dushanbe: Mero Graf. 2019. 154 p.
15. Sandzoda I. M., Komilien F. S. Amsilasozi matematiki tasiri bemorikhon siroyatkunanda va organizmkhon zararrason ba rushdi individukhon onlai zanburi asal // Paemi Donishgohi davlati Dangara. 2022. No. 4. pp. 41-50.
16. Sandzoda I. M., Komilien F. S. Computer simulation of the honey bee family population by the Runge-Kutta method // Bulletin of the Tajik National University. Series of Natural Sciences. 2022. No. 2. pp. 26-42.
17. Sokolov S. V. Models of population dynamics: a textbook. St. Petersburg: SPbSETU "LETI", 2018. 61 p.

18. Tkachenko E. A., Gudkov K. V. Development of an algorithm for determining the pre-birth state in a beehive // Collection of scientific papers. Penza: Penza State Technological University, 2022. pp. 1-4.
19. Chudinov V. V., Morozkin N. D., Bikunina N. I. Mathematical model of Varroa mite colony development dynamics // Bulletin of the Bashkir University. 2012. Vol. 17. No. 1 (1). pp. 428-435.
20. Sharipov A. R. Hususiyatkhon biology of khochagidoria zotkhon zanburoni asal dar sharoiti Tojikistoni shimolyi: dis. nomz. ilmkhon kishov. Dushanbe, 2019. 150 p.
21. Kazarmanov N. A., Vildanov A. N. Application of artificial intelligence methods to predict crop yields // Questions of student science. 2025. No. 4 (104). pp. 388-392.
22. Information portal of beekeepers "Medovik" [Electronic resource]. URL: <http://www.medovik.info/> (accessed: 12/27/2025).
23. Lee S., Park J. Deep learning for agricultural data processing. New York: Wiley, 2019. 385 p.
24. Lee H., Chen J. "Smart Agriculture": Artificial intelligence methods and case studies. London: Elsevier, 2021. 432 p.
25. Thompson R., Jones M. Agriculture taking into account climate change using artificial intelligence. Cambridge: Cambridge University Press, 2022. 410 p.