

3. Hasnip S., Crews C., Castle L. Some factors affecting the formation of furan in heated foods / Food Addit. Contam. – 2006. – Vol. 23. – P. 219–227.
4. Mariotti M.S., Toledo C., Hevia K., Gomez J.P., Fromberg A., Granby K., Rosowski J., Castillo O., Pedreschi F. Are Chileans exposed to dietary furan? / Food Addit. Contam. Part A. – 2013. – Vol. 30. – P. 1715–1721.
5. Kim M. Y., Her J. Y., Kim M. K., Lee K. G. Formation and reduction of furan in a soy sauce model system / Food Chem. – 2015. – Vol. 189. – P. 114–119.
6. Shinoda Y., Komura H., Homma S., Murata M. Browning of model orange juice solution: factors affecting the formation of decomposition products / Biosci. Biotechnol. Biochem. – 2005. – Vol. 69. – P. 2129–2137.
7. Ramonaitytė D.T., Keršienė M., Adams A., Tehrani A.K., Kimpe D.N. The interaction of metal ions with Maillard reaction products in a lactose-glycine model system / Food Res. Int. – 2009. – Vol. 42. – P. 331–336.
8. Kim J.S., Her J.Y., Lee K.G. Formation and reduction of carcinogenic furan in various model systems containing food additives / Food Chem. – 2015. – Vol. 189. – P. 108–113.
9. Yaylayan V.A. Precursors, formation and determination of furan in food / J. Consum. Prot. Food Saf. – 2006. – Vol. 1. – P. 5–9.

УДК 630:004.8

ИНТЕРПРЕТАЦИЯ ДАННЫХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Шульга Е. А.

аспирант кафедры лесоустройства,

Белорусский государственный технологический университет

Шумченя К. Д.

студент лесохозяйственного факультета,

Белорусский государственный технологический университет

Толкач И. В.

доцент кафедры лесоустройства, канд. с.-х. наук,

Белорусский государственный технологический университет

Введение. В настоящее время данным дистанционного зондирования (ДЗ) лесов уделяется все больше внимания. Дистанционное зондирование представляет собой технологию получения информации о земной поверхности с использованием наземных, авиационных и космических средств, оснащённых аппаратурой для съёмки в видимом диапазоне, радиолокационной съёмки.

Материалы ДЗ активно применяются для дешифрирования при выполнении широкого спектра лесохозяйственных задач, таких как лесопожарный и лесопатологический мониторинг, лесоинвентаризационные работы и др.

Традиционные подходы, включая визуальное дешифрирование и классификацию на основе спектральных индексов (например, NDVI), становятся недостаточно эффективными в условиях постоянно растущих объёмов данных. Это обуславливает актуальность внедрения методов автоматизированной обработки ДДЗ, среди которых большую популярность набирают технологии искусственного интеллекта (ИИ) [1].

Основная часть. Современные методы ИИ, применяемые для анализа ДДЗ, можно разделить на две крупные категории: «классические» алгоритмы машинного обучения и методы глубокого обучения (англ. Deep Learning, DL), получившие доминирующее развитие в последнее десятилетие [2].

I. Классические алгоритмы машинного обучения.

Эти методы требуют предварительного извлечения признаков из изображений (спектральные значения, текстуры, геометрические индикаторы) и показывают высокую эффективность при ограниченном объёме данных, требующих интерпретации.

1. Ассоциативные правила (Frequent Pattern Mining):

Apriori – алгоритм для поиска частых наборов элементов и генерации ассоциативных правил на основе поддержки и достоверности;

FP-Growth – алгоритм, использующий префиксное дерево для поиска частых наборов без генерации кандидатов.

2. Кластеризация (Clustering):

K-means – итеративный алгоритм разбиения данных на k кластеров с минимизацией внутрикластерного расстояния;

DBSCAN – алгоритм, основанный на плотности, способный находить кластеры произвольной формы и выявлять выбросы;

Fuzzy C-means – нечёткая кластеризация, где объекты могут принадлежать нескольким кластерам с разной степенью.

3. Линейные методы (Linear Methods):

Линейная регрессия – метод моделирования зависимости между признаками и целевой переменной с использованием линейной функции;

Логистическая регрессия – линейный метод для бинарной классификации, использующий сигмоиду для оценки вероятности [2].

4. Машины опорных векторов (Support Vector Machines):

SVM – метод построения оптимальной разделяющей гиперплоскости для классификации с максимизацией зазора между классами;

Ядерные SVM – нелинейные SVM, использующие ядра для работы в пространствах высокой размерности.

5. Деревья решений (Decision Trees):

C4.5 – алгоритм построения дерева решений с использованием прироста информации;

CART – алгоритм для построения бинарных деревьев решений, использующий индекс Джини или MSE.

6. Вероятностные модели (Probabilistic Models):

Наивный байесовский классификатор – метод, основанный на теореме Байеса с предположением о независимости признаков;

Скрытые марковские модели (HMM) – вероятностные модели для последовательностей данных [2].

7. Ансамблевые методы (Ensemble Methods):

Бэггинг (Bagging) – метод объединения моделей, обученных на бутстрап-выборках;

Случайный лес (Random Forest) – ансамбль решающих деревьев с использованием случайных подмножеств признаков;

Бустинг (Boosting) – последовательное обучение моделей с фокусом на ошибках предыдущих.

8. Стекинг (Stacking):

Блендинг и стекинг – методы объединения предсказаний нескольких моделей с использованием мета-алгоритма [2].

II. Методы глубокого обучения

1. Свёрточные нейронные сети (CNN)

Архитектура CNN основана на использовании фильтров (ядер), которые применяются к изображению для выявления локальных особенностей (текстур, форм). Наличие пулинговых слоёв позволяет снижать размерность данных и повышать инвариантность к незначительным сдвигам. CNN являются стандартом де-факто для задач компьютерного зрения, включая анализ спутниковых снимков [3].

2. Рекуррентные нейронные сети (RNN)

RNN предназначены для обработки последовательных данных, сохраняя информацию о предыдущих шагах в скрытом состоянии. Для борьбы с проблемой исчезающего градиента были разработаны усовершенствованные архитектуры, такие как LSTM (Long Short-Term Memory) и GRU (Gated Recurrent Unit), использующие механизмы «вентилей». Помимо текста, RNN применяются для

прогнозирования временных рядов, что может быть полезно в анализе динамики лесных покровов.

3. Генеративные состязательные сети (GAN)

В основе GAN лежит состязательный процесс между двумя сетями: генератором, создающим данные, и дискриминатором, оценивающим их реалистичность. Несмотря на сложность стабилизации обучения, GAN позволяют достигать высокого качества генерации изображений и могут использоваться для аугментации данных или трансформации стиля.

4. Автоэнкодеры (Autoencoders)

Автоэнкодеры обучаются восстанавливать входные данные из их сжатого представления (латентного пространства), что позволяет выявлять ключевые признаки. Вариации, такие как вариационные автоэнкодеры (VAE), добавляют регуляризацию для улучшения обобщающей способности. Эти модели применяются не только для сжатия, но и для детектирования аномалий.

5. Трансформеры (Transformers)

Архитектура трансформеров основана на механизме внимания (attention mechanism), который оценивает важность каждого элемента в последовательности независимо от его позиции. Это позволяет эффективно обрабатывать длинные зависимости. Трансформеры легли в основу современных многоязычных и мультимодальных моделей, способных работать как с текстом, так и с изображениями.

6. Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning)

В RL агент обучается методом проб и ошибок, получая награду за полезные действия в определённой среде. Гибридные подходы, такие как Deep Q-Learning, сочетают нейронные сети с теорией принятия решений. Потенциальные области применения в лесном хозяйстве могут включать оптимизацию маршрутов патрулирования или управление ресурсами.

7. Метод переноса обучения (Transfer Learning)

Данный метод позволяет использовать знания, полученные моделью на больших общих выборках (например, ImageNet), для решения специфических задач с ограниченным объёмом размеченных данных. Типичный подход заключается в «заморозке» начальных слоёв предобученной модели и дообучении только конечных слоёв на целевом наборе данных [3].

Анализ современных подходов к интерпретации ДДЗ показывает, что наиболее эффективными являются модели глубокого обучения, основанные на архитектурах сверточных нейронных сетей и трансформеров.

На практике для интерпретации ДДЗ с использованием ИИ уже существуют мощные облачные платформы (Google Earth Engine), настольные ГИС с расширенным функционалом (QGIS, SAGA GIS, ArcGIS Pro), а также специализированные библиотеки и фреймворки (например, на основе Python).

Google Earth Engine (GEE) – это облачная платформа от Google для анализа огромных объемов геопространственных данных (спутниковых снимков, климатических данных и т. д.), позволяющая быстро обрабатывать их с помощью кода (JavaScript, Python) и выявлять существующие закономерности [4]. Основные направления использования данной платформы в лесном хозяйстве: мониторинг состояния лесов, анализ лесных пожаров, картирование и инвентаризация лесных ресурсов.

QGIS с плагинами – это бесплатная настольная геоинформационная система (ГИС) с открытым исходным кодом, позволяющая просматривать, редактировать, управлять, анализировать и визуализировать пространственные (геопространственные) данные, а также создавать профессиональные карты и отчеты

Dzetsaka – это мощный, но при этом удобный плагин для классификации изображений в QGIS, изначально разработанный для анализа растительности во Французской Гвиане. Плагин поддерживает 11 современных алгоритмов машинного обучения (включая XGBoost, LightGBM и Random Forest) и отличается уникальной функцией автоматической установки недостающих библиотек, что упрощает работу для неопытных пользователей [5].

Заключение. Применение методов искусственного интеллекта, как классических алгоритмов машинного обучения, так и глубокого обучения, открывает новые перспективы для автоматизации и повышения точности интерпретации ДДЗ. Среди методов используемых для интерпретации ДДЗ можно отметить перспективное использование таких архитектур нейронных сетей, как сверточные нейросети и трансформеры. Развитие облачных платформ, таких как Google Earth Engine, и пользовательских инструментов, подобных плагину Dzetsaka для QGIS, позволяет уже сегодня использо-

вать методы искусственного интеллекта для анализа и интерпретации ДДЗ для целей лесного хозяйства.

Список использованных источников

1. Дешифрование аэроснимков [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.derev-grad.ru/lesoustroistvo/deshifirovanie-aerosnimkov.html>. – Дата обращения: 16.01.2026.
2. Кугаевских, А. В. Классические методы машинного обучения : учебное пособие / А. В. Кугаевских, Д. И. Муромцев, О. В. Кирсанова. – Санкт-Петербург : Университет ИТМО, 2022. – 53 с.
3. Филанович, К. Н. Метод глубокого обучения / К. Н. Филанович // Электронные системы и технологии : сборник тезисов докладов 56-ой научной конференции аспирантов, магистрантов и студентов БГУИР, Минск, 18–20 мая 2020 г. / Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники. – Минск, 2020. – С. 505–506.
4. Гумеров, А. Ф. Использование платформы Google Earth Engine для мониторинга агроэкосистем / А. Ф. Гумеров // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса : материалы 21-й Международной конференции. – Москва : ИКИ РАН, 2023. – С. 359. – DOI 10.21046/21DZZconf-2023a.
5. Dzetsaka plugin for QGIS [Electronic resource] / GitHub. – Mode of access: <https://github.com/nkarasiak/dzetsaka/>. – Дата обращения: 16.01.2026.

УДК 630*578.5

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ
ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ ЛЕСОПАТОЛОГИЧЕСКОГО
МОНИТОРИНГА ЛЕСОВ**

Шульга Е. А.

аспирант кафедры лесоустройства,
Белорусский государственный технологический университет

Шумченя К. Д.

студент лесохозяйственного факультета,
Белорусский государственный технологический университет

Толкач И. В.

доцент кафедры лесоустройства, канд. с.-х. наук,
Белорусский государственный технологический университет

Введение. Лесное хозяйство Беларуси, успешно реализуя принципы неистощимого многоцелевого лесопользования, имеет важное значение для стабильного функционирования лесного сектора страны, вносит весомый вклад в выполнение подписанных нашей страной международных договоров глобального уровня в сфере охраны окружающей среды.

Лесные богатства Республики Беларусь требует постоянных мероприятий по охране и защите леса, проведение которых невоз-