

Селекция полезного сигнала на основе анализа эхолокационной трассы с использованием методов машинного обучения

И. С. Писарев[✉], А. А. Ухов

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет "ЛЭТИ"
им. В. И. Ульянова (Ленина), Санкт-Петербург, Россия

[✉] ilya.pisarev91@gmail.com

Аннотация

Введение. При измерении расстояния лазерным дальномером на пути следования луча встречаются помехи, влияющие на точность измерения расстояния. Классические алгоритмы фильтрации, анализирующие характеристики полученного сигнала, не могут отделить сигналы от естественных помех и целей. В рамках описываемой работы был предложен алгоритм классификации объектов с использованием методов обработки сигналов эхолокационной трассы, полученных при вертикальном зондировании с помощью лазерного дальномера. Основной задачей является селекция полезных сигналов на фоне естественных помех, таких, как атмосферные аэрозоли, дымка и облака. Для решения проблемы предложен метод выделения пиков интенсивности на эхолокационной трассе с последующей их классификацией с использованием методов машинного обучения. Благодаря предобработке сигнала возможна работа алгоритма с системами, имеющими разные параметры излучателя и приемного канала.

Цель работы. Разработать алгоритм выделения и классификации объектов на эхолокационной трассе, полученной при вертикальном зондировании с помощью лазерного дальномера.

Материалы и методы. Вертикальное зондирование осуществлялось с помощью экспериментального стенда, включающего в себя лазерный дальномер с источником излучения 100 мДж, длиной волны 1064 нм, что позволило собрать данные в различных метеорологических условиях. В выборку вошли эхолокационные трассы, полученные от разных объектов с различными характеристиками, например монолитные конструкции, решетчатые конструкции и естественные помехи, встречающиеся при вертикальном зондировании. В статье проведен сравнительный анализ алгоритмов: логистической регрессии, случайного леса, градиентного бустинга и нейросетевого алгоритма. Для оценки качества предсказания моделей были выбраны метрики ассигасу и F1-score. Обучение моделей выполнялось на датасете, включающем облачные структуры, с разделением на обучающую и тестовую выборки.

Результаты. Модель градиентного бустинга продемонстрировала сопоставимый результат с нейросетевым алгоритмом, показав результат F1-score 0.89 на тестовой выборке, что позволяет использовать его в менее производительных системах без потери качества предсказания.

Заключение. Результаты подтверждают эффективность алгоритма для выделения полезного сигнала, полученного от объектов в условиях помех, что актуально для геодезии, навигации и спутникового зондирования.

Ключевые слова: дальнометрия, обработка сигналов, вертикальное зондирование, методы разметки данных, машинное обучение

Для цитирования: Писарев И. С., Ухов А. А. Селекция полезного сигнала на основе анализа эхолокационной трассы с использованием методов машинного обучения // Изв. вузов России. Радиоэлектроника. 2026. Т. 29, № 2. С. 30–38.

doi: [10.32603/1993-8985-2026-29-2-30-38](https://doi.org/10.32603/1993-8985-2026-29-2-30-38)

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Статья поступила в редакцию 15.10.2025; принята к публикации после рецензирования 12.02.2026; опубликована онлайн 30.04.2026

Useful Signal Discrimination Based on Echolocation Path Analysis Using Machine Learning Methods

Илья С. Писарев✉, Андрей А. Ухов

Saint Petersburg Electrotechnical University, St Petersburg, Russia

✉ ilya.pisarev91@gmail.com

Abstract

Introduction. When measuring the distance with a laser rangefinder, interference along the path of the beam can significantly affect measurement accuracy. Classical filtering algorithms, which rely on the characteristics of the received signal, are unable to reliably distinguish the useful signals from natural interference and targets. In this work, we propose an algorithm for classifying objects based on processing echolocation path signals obtained by vertical laser rangefinder sensing. The main task is to distinguish useful signals against the background of natural interference, such as atmospheric aerosols, haze, and clouds. The problem is solved by a method based on isolating intensity peaks on an echolocation path, followed by their classification using machine learning methods. Owing to the preprocessing of the signal, the algorithm is compatible with systems having different parameters of the emitter and the receiving channel.

Aim. To develop an algorithm for identifying and classifying objects on an echolocation path obtained by vertical sensing using a laser rangefinder.

Materials and methods. Vertical sensing was carried out using an experimental stand, which includes a laser rangefinder with a radiation source of 100 mJ and a wavelength of 1064 nm. This made it possible to collect data in various meteorological conditions. The sample included echolocation traces obtained from different objects with different characteristics, such as monolithic structures, lattice structures, and natural interference encountered during vertical sensing. A comparative analysis of the following algorithms was conducted: logistic regression, random forest, gradient boosting, and a neural network algorithm. The metrics accuracy and F1-score were chosen to evaluate the prediction quality of the models. The models were trained on a dataset containing cloud structures, with a split into training and test sets.

Results. The gradient boosting model demonstrated performance comparable with that of the neural network algorithm, achieving an F1-score of 0.89 on the test set. This makes it suitable for deployment in resource-limited systems without compromising predictive performance.

Conclusion. The results confirm the effectiveness of the algorithm for useful signal discrimination under interference conditions, which is important for geodesy, navigation, and satellite sensing.

Keywords: rangefinder, signal processing, vertical sensing, data markup methods, machine learning

For citation: Pisarev I. S., Uhov A. A. Useful Signal Discrimination Based on Echolocation Path Analysis Using Machine Learning Methods. Journal of the Russian Universities. Radioelectronics. 2026, vol. 29, no. 2, pp. 30–38.

doi: 10.32603/1993-8985-2026-29-2-30-38

Conflict of interest. The authors declare no conflicts of interest.

Submitted 15.10.2025; accepted 12.02.2026; published online 30.04.2026

Введение. При решении задач измерения расстояния между двумя объектами часто используют лазерные дальномеры. Высокая точность измерений, возможность измерения больших расстояний, скорость измерений, простота интеграции измерителя в общее программное обеспечение позволяют применять его в геодезии, навигации, картографии и других областях.

При проектировании лазерных дальномеров

уделяют внимание способам обработки принимаемой информации. Это может быть пороговый метод или метод полной оцифровки принимаемой эхолокационной трассы, что позволяет усложнять алгоритм обработки данных для противодействия ложным срабатываниям [1]. Также продумывается сценарий использования и задаются не только параметры цели, до которой предполагается производить измере-

ния, но и объектов, которые могут встретиться на пути следования луча. Чаще всего сталкиваются с ландшафтными помехами типа "куст", "дерево", "складка местности", а также с помехой обратного рассеяния, вызванной отражением зондирующего пучка от атмосферного аэрозоля. В связи с этим важно не только обеспечить дальность, на которой должен работать прибор, но и предусмотреть методы селекции цели, которые должны фильтровать помехи.

Существуют различные методы борьбы с типовыми помехами. Наиболее распространенный из них – определение цели по ее порядковому номеру, что упрощает идентификацию объекта оператором в условиях множественных отражений. Для подавления протяженных помех используют анализ характеристик импульса, включая его длительность, что позволяет отделить полезный сигнал от фоновых искажений. Адаптивные алгоритмы позволяют устанавливать динамический порог срабатывания, сохраняя тем самым баланс между ложными срабатываниями и регистрацией слабых сигналов [2]. Однако помехи зачастую неотличимы от реальных целей по форме или амплитуде сигнала, что может привести к ложным срабатываниям. Также в полуавтоматических методах селекции ошибку может вносить субъективность оператора. Поэтому была предложена альтернативная методика обработки данных [3], основанная на выделении областей на эхолокационной трассе с последующей их классификацией. Алгоритм показал свою эффективность в классификации различных объектов при разных погодных условиях. Так как задача классификации цели, до которой проводится измерение, достаточно сложна, отражение сигнала от нее будет зависеть от большого количества параметров (угол, под которым проводится измерение, коэффициент отражения и класс цели, внешние погодные условия). В связи с этим было решено классифицировать типовые помехи, с которыми можно столкнуться при проведении измерений. Разрабатываемый прибор предназначен для вертикального зондирования. При разработке алгоритмов для подобных систем важной задачей является фильтрация часто встречающихся помех типа "атмосферная неоднородность", "дымка", "облако".

Задача обнаружения облаков важна для дальнейшего анализа эхолокационных трасс, алгоритмы широко используются как для спутникового дистанционного зондирования, так и для приборов, анализирующих атмосферу с Земли [4]. Идея с использованием традиционных алгоритмов машинного обучения или глубокого обучения с помощью нейронных сетей [5–10] не нова, но в основном используется анализ изображений, в то время как разработанный алгоритм работает только с эхолокационной трассой. Предложенный подход к обработке данных и уменьшение входных параметров позволяют использовать более простые алгоритмы машинного обучения.

Классификация облаков. Сбор данных для обучения моделей осуществлялся на основе стандартной схемы ISCCP (International Satellite Cloud Climatology Project) [11]. Структуры разделяют по ярусам и оптической толщине облака. Высота яруса и положение структур нестабильны и зависят от термодинамических условий. На них сильно влияют характеристики облаков, а также влажность воздуха в подоблачном слое. Так, например, основание облаков верхнего яруса в полярных широтах находится на высотах 3...8 км, в умеренных – 6...13 км, а в тропических – 6...18 км [12]. Распределение облаков по ярусам тропосферы отличается значительным разнообразием. Некоторые типы облаков строго привязаны к определенному уровню: например, перистые облака, состоящие из ледяных кристаллов, формируются исключительно в верхнем ярусе. Однако встречаются разновидности облаков, находящихся одновременно в нескольких ярусах, например высокослоистые облака, которые обычно занимают средний ярус, но могут распространяться в верхние слои, создавая многослойные структуры. Так как облако – постоянно меняющаяся во времени структура, которая может находиться на разной высоте, то определить конкретный тип на основе анализа одного отклика, полученного при вертикальном зондировании атмосферы, – сложная задача. При обучении модели был сделан акцент не на типе облака и его параметрах, а на формфакторе, полученном в виде сигнала обратного рассеяния. Это позволяет алгоритму

выполнять селекцию на основе имеющейся у него информации.

Для решения задачи детектирования сигнала обратного рассеяния, полученного при вертикальном зондировании на расстояниях до 18 км, требуется фотоприемное устройство с большой чувствительностью. Диапазон измеряемых дальностей определяется энергетическим потенциалом дальномера с учетом аппаратных ограничений. Дальность действия лазерного дальномера определяется энергетическим потенциалом системы. Уравнение лазерной локации связывает энергию отраженного сигнала с параметрами прибора и среды [13]:

$$E_{\text{det}} > E_{\text{min}} = \frac{E_0 K D_{\text{det}}^2 \tau_a \tau_b}{4R^2}, \quad (1)$$

где E_{det} – энергия отраженного сигнала на чувствительном элементе приемника; E_{min} – минимальная чувствительность фотоприемного устройства; E_0 – энергия зондирующего сигнала; K – коэффициент использования излучения целью; D_{det} – диаметр приемного объектива; τ_a – коэффициент пропускания атмосферы; τ_b – коэффициент пропускания приемной оптики; R – дальность действия лазерного дальномера.

С помощью (1) минимальная энергия преобразуется в фототок:

$$I_{\text{min}} = \frac{E_{\text{det}}}{t_{\text{pulse}}} \eta, \quad (2)$$

где I_{min} – ток фотодиода; t_{pulse} – длительность импульса; η – квантовая эффективность фотодиода.

Для решения задачи измерения дальности до 20 км был разработан фотоприемник на основе лавинного фотодиода [14]. Минимальная энергия, необходимая фотоприемнику, зависит от соотношения сигнал/шум (SNR). При проектировании фотоприемника закладывалось $\text{SNR} = 5$ [15]. Минимальный зарегистрированный сигнал с фотоприемного устройства должен быть больше некоторого порогового напряжения, которое зависит от шума, описываемого формулой

$$V_{\text{noise}} = (I_{\text{noise}} + I_{\text{dark}}) R_{\text{gain}}, \quad (3)$$

где V_{noise} – минимальное напряжение шума; I_{noise} – интегрированный шум входного тока; I_{dark} – темновой ток фотодиода; R_{gain} – сопротивление резистора в цепи обратной связи трансимпедансного усилителя.

Воспользовавшись (2) и (3), получили итоговое соотношение для минимального сигнала, которое можно зарегистрировать с помощью разработанного фотоприемного устройства на основе лавинного фотодиода:

$$I_{\text{min}} R_{\text{gain}} > V_{\text{noise}} \text{SNR}.$$

Алгоритм обработки данных. Внешний вид экспериментального стенда представлен на рис. 1. Он создан на основе лазерного дальномера НТЕВ.461321.013-01 производства ООО "Квантовая оптика" (Санкт-Петербург, Россия). Стенд состоит из излучателя с длиной волны 1064 нм, приемного канала, включающего в себя фотоприемное устройство на основе лавинного фотодиода, блока питания и управления, а также оптического прицела для точного наведения на объект зондирования. Приемный канал лазерного дальномера оснащен устройством, преобразующим аналоговый сигнал в цифровой с частотой дискретизации 500 МГц, что позволяет получать эхолокационные трассы

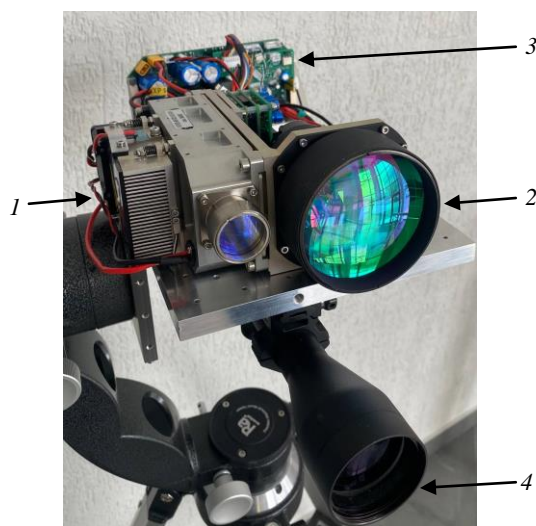


Рис. 1. Экспериментальный стенд: 1 – излучатель лазерный; 2 – приемный канал; 3 – блок питания; 4 – прицел наведения

Fig. 1. Experimental stand: 1 – laser emitter; 2 – receiving channel; 3 – power supply; 4 – aiming sight

Табл. 1. Технические характеристики стенда
 Tab. 1. Technical characteristics of the stand

Параметр	Значение
Длина волны, нм	1064
Энергия излучения, мДж	100
Длительность импульсов, нс	20 ± 5
Частота следования импульсов, Гц	20
Расходимость излучения, мрад	0.24
Диаметр выходного излучения, мм	16
Максимальная дистанция, км	24 (при МДВ 20 км)
Точность измерения дистанции, м	1.5

Примечание. МДВ – метеорологическая дальность видимости.

высокого разрешения. Блок питания и управления позволяет настроить параметры работы лазерного излучателя и аналого-цифрового преобразователя. Стенд предназначен для дистанционного зондирования атмосферы и различных объектов лазерным лучом. Параметры стенда приведены в табл. 1.

Зондирование атмосферы выполнялось в течение нескольких дней, охватывая широкий спектр метеорологических условий. Такое разнообразие позволило собрать эхолокационные трассы для различных типов облаков, включая кучевые, слоистые и перистые. Для повышения разнообразия данных в датасет также вошли результаты зондирования объектов, имеющих разную структуру поверхности, например дома, представляющие класс монолитных конструкций, и телевизионные и сотовые вышки, относящиеся к ферменным конструкциям. Лазерное зондирование проводилось из одной точки в разные дни и при разных погодных условиях. После каждого измерения регистрируемая информация сохранялась в цифровом формате и отправлялась на компьютер для последующей обработки. Каждый файл содержал массив значений интенсивности отраженного сигнала с временной меткой, а также сервисные данные о параметрах приемной системы, к которой относятся коэффициенты усиления фотодетектора и частота дискретизации аналого-цифрового преобразователя. Эти параметры критичны для последующей обработки, так как позволяют корректировать амплитудные искажения и выделять полезный сигнал на фоне помех. Визуализированные данные представлены на рис. 2. На изображении представлена эхолокационная трасса,

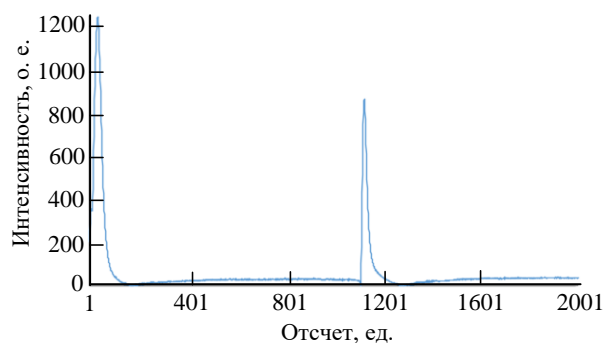


Рис. 2. Визуализированные данные из графика

Fig. 2. Visualized data from the graph

полученная при проведении измерений до объекта, расположенного на расстоянии 350 м, и помеха обратного рассеяния, обусловленная отражением лазерного луча от атмосферного аэрозоля.

При разработке алгоритма учитывалось, что при использовании разных лазеров с разными энергиями излучения и разными по чувствительности приемными каналами интенсивность отраженного сигнала будет разной. Поэтому при обработке данных следует исключить влияние амплитуды сигнала и сохранить только паттерн поведения графика, что делает модель универсальной для разных устройств. В обучающую выборку передаются интенсивности в логарифмическом масштабе выделенных областей, а также информация о параметрах окружающей среды в момент зондирования. На рис. 3 представлена визуализация эхолокационной трассы до и после разметки с выделением областей.

Экспериментальная часть. Для решения задачи классификации объектов на эхолокационной трассе был собран датасет, включающий в себя 70 000 измерений, полученных при зондировании реальных объектов. В качестве параметров были записаны дискретные значения нормированной амплитуды сигнала, температура и влажность окружающей среды, а также интеграл, используемый как мера ширины полезного сигнала. Объекты были разделены на классы: облака разных типов, монолитные объекты и ферменные конструкции. Отношение между классами составило 3:1:1. Набор данных был разделен на обучающую и тестовую выборки в соотношении 80 и 20 % соответственно.

В данной задаче было решено сравнить эффективность моделей логистической регрессии, случайного леса, градиентного бустинга и

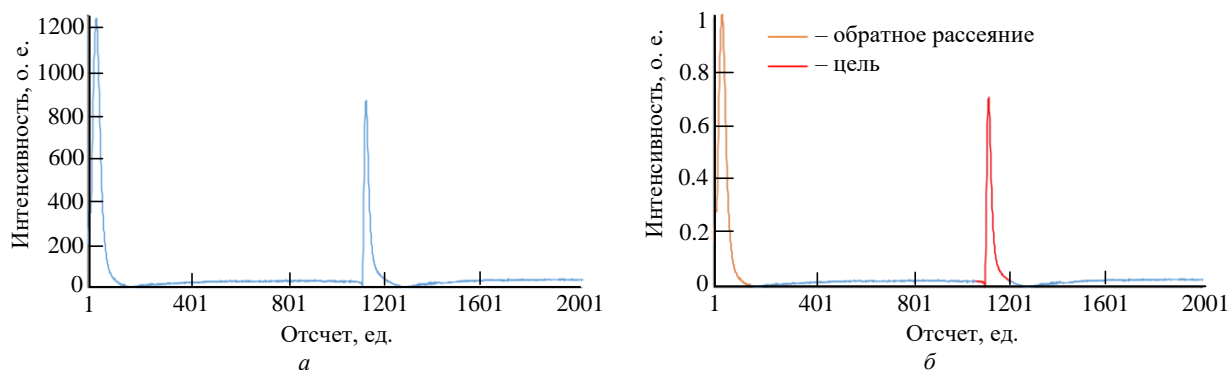


Рис. 3. Схема локационной трассы: *a* – до разметки; *b* – после разметки

Fig. 3. Diagram of the echolocation path: *a* – before marking; *b* – after marking

нейросетевого алгоритма. Модель логистической регрессии была выбрана в силу своей простоты и скорости обучения, однако ее возможности ограничены при описании сложных, нелинейных закономерностей. Данного недостатка лишены модели случайного леса и градиентного бустинга за счет своей устойчивости к выбросам данных. Из существующих архитектур нейронных сетей была выбрана Multilayer Perceptron (MLP) – сеть, построенная на многослойном прецепторе, подходящая для работы с табличными данными.

Для оценки эффективности обучения моделей были выбраны метрики *точность* (accuracy) и F1-score. Accuracy показывает долю верных предсказаний относительно общего количества и вычисляется по формуле

$$A = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN},$$

где TP – число объектов, которые алгоритм отнес к текущему классу; TN – число объектов, которые алгоритм верно распознал, как не относящиеся к текущему классу; FP – число объектов, которые алгоритм неверно отнес к текущему классу; FN – число объектов, которые алгоритм ошибочно отметил, как не принадлежащие текущему классу.

Accuracy может быть не достаточно информативной метрикой, если в выборке классы не сбалансированы, поэтому дополнительно рассматривается F1-score, представляющая собой среднее гармоническое точности (precision) и полноты (recall). Precision показывает долю правильно предсказанных объектов среди всех, которые алгоритм отнес к текущему классу:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}. \quad (4)$$

Recall – показывает долю правильно предсказанных алгоритмом объектов среди всех объектов, принадлежащих к текущему классу:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}. \quad (5)$$

F1-score используется при необходимости оценки качества положительных предсказаний и способности модели обнаружить объекты целевого класса. Используя (4) и (5), получим:

$$\text{F1-score} = 2 \frac{\text{Recall} \cdot \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}.$$

Обучение моделей производилось на персональном компьютере с процессором AMD Ryzen 7 3700x и оперативной памятью 32 Гбайт DDR4. Результаты сравнения оценки качества представлены в табл. 2.

Сравнение моделей машинного обучения выявило, что модель градиентного бустинга показала сопоставимый результат с нейросетевым алгоритмом на используемом наборе данных, что позволяет применять его для снижения вычислительных затрат без потери качества предсказания.

Табл. 2. Сравнение метрик оценки качества обучения для разных моделей при решении задачи классификации

Tab. 2. Comparison of learning quality assessment metrics for different models when solving the classification problem

Модель	Accuracy	F1-score
Логистическая регрессия	0.67	0.45
Случайный лес	0.82	0.78
Градиентный бустинг	0.89	0.89
Нейросетевая модель (MLP)	0.93	0.90

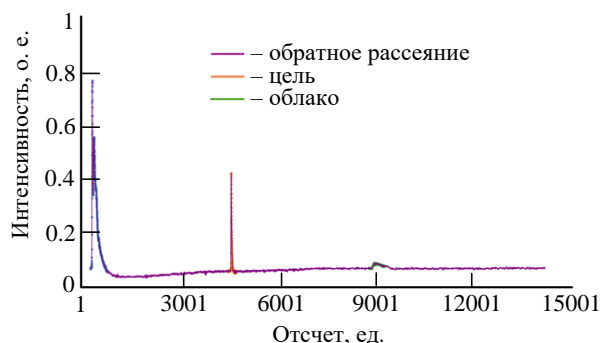


Рис. 4. Результат работы обученной модели

Fig. 4. Results obtained by the trained model

Для проверки эффективности обученной модели градиентного бустинга на реальных данных были получены эхолокационные трассы, где цель является малоразмерной, т. е. угловые размеры объекта не превышают рабочего поля дальномера, которое образуется диаграммой направленности лазерного пучка и угловым полем зрения приемного канала. В качестве объекта был выбран угол дома, расположенного на расстоянии 1100 м, на фоне которого виднелись облака. Задачей обученной модели было выделить области на графике и классифицировать их. Результат работы обученной модели представлен на рис. 4.

Из рисунка видно, что алгоритм предобработки корректно выделил области и привел в нужный для работы модели формат, а модель приняла верное решение по классификации помехи обратного рассеяния и облака, находящегося за целью.

Заключение. Исследование подтвердило, что комбинация предобработки данных и градиентного бустинга позволяет достичь высокой точности в классификации объектов на фоне облаков. Это существенно повышает надежность лазерных дальномеров в условиях реальных атмосферных помех. Модель градиентного бустинга

продемонстрировала схожий результат с нейросетевым алгоритмом, что позволяет использовать менее производительные вычислители без потери качества предсказания. Практическая значимость работы заключается в разработке универсального метода, работающего с сигналами, а не изображениями, что снижает вычислительную нагрузку и расширяет область применения – от наземных измерительных систем до спутникового мониторинга. Экспериментальный стенд на основе лавинного фотодиода обеспечил регистрацию сигналов на необходимой дистанции, а предобработка данных (фильтрация шумов, логарифмирование интенсивностей) позволила абстрагироваться от амплитудных характеристик оборудования. Несмотря на успех градиентного бустинга, другие методы, такие, как случайный лес и логистическая регрессия, также показали потенциал: первый – в условиях ограниченных ресурсов, вторая – для анализа линейно разделимых классов. Однако их точность оказалась существенно ниже, что подчеркивает важность выбора алгоритма под конкретные задачи. Перспективным направлением развития является интеграция методов глубокого обучения для анализа временных зависимостей в сигналах, а также расширение датасета за счет данных из различных климатических зон. Результаты исследования открывают возможности для повышения надежности лазерных дальномеров в геодезии, экологическом мониторинге и системах навигации, где точное выделение целей на фоне атмосферных помех остается критически важной задачей.

Дальнейшее развитие данного метода связано с интеграцией модели в вычислительное устройство для возможности фильтрации помех в режиме реального времени.

Список литературы

1. Methods of Precise Distance Measurements for Laser Rangefinders with Digital Acquisition of Signals / M. Muzal, M. Zygmunt, P. Knysak, T. Drozd, M. Jakubaszek // Sensors. 2021. Vol. 21, iss. 19. Art. № 6426. doi: 10.3390/s21196426

2. Достоверность измерений импульсного лазерного дальномера / В. Вильнер, В. Волобуев, А. Ларюшин, А. Рябокуль // Фотоника. 2013. № 3. С. 42–60.

3. Писарев И. С., Ухов А. А. Классификация целей на основе анализа лазерного излучения с использованием новой методики разметки графиков //

80-я Науч.-техн. конф. Санкт-Петерб. НТО РЭС им. А. С. Попова, посвященная Дню радио, СПбГЭТУ "ЛЭТИ", Санкт-Петербург, 2025. С. 32–35.

4. The Evolution of Meteorological Satellite Cloud-Detection Methodologies for Atmospheric Parameter Retrievals / F. Romano, D. Cimini, F. Di Paola, D. Gallucci, S. Larosa, S. T. Nilo, E. Ricciardelli, B. D. Isager, K. Hutchison // Remote Sens. 2024. Vol. 16, iss. 14. Art. № 2578. doi: 10.3390/rs16142578

5. A Review of Machine Learning and Deep Learning for Object Detection, Semantic Segmentation, and Human

Action Recognition in Machine and Robotic Vision / N. Manakitsa, G. S. Maraslidis, L. Moysis, G. F. Fragulis // Technologies. 2024. Vol. 12, iss. 2. Art. № 15.

doi: 10.3390/technologies12020015

6. Pinto A. M., Rocha L. F., Moreira A. P. Object recognition using laser range finder and machine learning techniques // Robotics and Computer-Integrated Manufacturing. 2013. Vol. 29, iss. 1. P. 12–22.

doi: 10.1016/j.rcim.2012.06.002

7. Optimized Interference Suppression for TCSPC LiDAR / S. Grollius, S. Grosse, M. Ligges, A. Grabmaier // IEEE Sensors J. 2022. Vol. 22, № 24. P. 24094–24101.

doi: 10.1109/JSEN.2022.3216810

8. Reguiegue M., Chouireb F. Automatic day time cloud detection over land and sea from MSG SEVIRI images using three features and two artificial intelligence approaches // Signal, Image and Video Processing. 2018. Vol. 12. P. 189–196.

doi: 10.1007/s11760-017-1145-0

9. Direct TOF Scanning LiDAR Sensor With Two-Step Multievent Histogramming TDC and Embedded Interference Filter / H. Seo, H. Yoon, D. Kim, J. Kim, S.-J. Kim, J.-H. Chun // IEEE J. of Solid-State Circuits. 2021. Vol. 56, № 4. P. 1022–1035.

doi: 10.1109/JSSC.2020.3048074

10. Kurihana T., Moyer E. J., Foster I. T. AICCA: AI-Driven Cloud Classification Atlas // Remote Sensing. 2022. Vol. 14, iss. 22. Art. № 5690.

doi: 10.3390/rs14225690

11. Rossow W. B., Schiffer R. A. ISCCP cloud data products // Bull. Amer. Meteorol. Soc. 1991. Vol. 71. P. 2–20.

12. Рыбакова Ж. В. Облака и их трансформация / науч. ред. И. В. Кужевская. Томск: Изд. Дом Томского гос. ун-та, 2020. 234 с.

13. Вильнер В. Г., Ларюшин А. И., Рябокуль А. С. Оптико-электронные высотометры-скоростемеры на основе полупроводниковых лазеров для БПЛА // Изв. вузов. Проблемы энергетики. 2015. № 5–6. С. 127–133.

doi: 10.30724/1998-9903-2015-0-5-6-127-133

14. Pisarev S., Uhov A. A. Development of a Photo-detector Device Based on an Avalanche Photodiode with a Thermal Compensation System // IEEE 3rd Intern. Conf. on Problems of Informatics, Electronics and Radio Engineering, Novosibirsk, Russia, 15–17 Nov. 2024. IEEE, 2024. P. 560–563.

doi: 10.1109/PIERE62470.2024.10804907

15. Differential optical-path approach to improve signal-to-noise ratio of pulsed-laser range finding / Qun Hao, Jie Cao, Yao Hu, Yunyi Yang, Kun Li, Tengfei Li // Optics Express. 2014. Vol. 22, iss. 1. P. 563–575.

doi: 10.1364/OE.22.000563

Информация об авторах

Писарев Илья Сергеевич – магистр по направлению "Электроника и наноэлектроника" (2023, Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина)), аспирант кафедры электронных приборов и устройств Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина). Автор 10 научных работ. Сфера научных интересов: цифровая обработка сигналов; дальнометрия; машинное обучение.

Адрес: Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина), ул. Профессора Попова, д. 5 Ф, Санкт-Петербург, 197022, Россия
E-mail: ilya.pisarev91@gmail.com

Ухов Андрей Александрович – доктор технических наук (2015), доцент (2001), профессор кафедры электронных приборов и устройств Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина). Автор 152 научных работ. Сфера научных интересов: спектрометрия, цифровая обработка сигналов, дальнометрия.

Адрес: Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина), ул. Профессора Попова, д. 5 Ф, Санкт-Петербург, 197022, Россия
E-mail: aahov@yandex.ru

<https://orcid.org/0000-0002-3744-0777>

References

1. Muzal M., Zygmunt M., Knysak P., Drozd T., Jakubaszek M. Methods of Precise Distance Measurements for Laser Rangefinders with Digital Acquisition of Signals. Sensors. 2021, vol. 21, iss. 19, art. no. 6426. doi: 10.3390/s21196426

2. Vilner V., Volobuev V., Laryushin A., Ryabokul A. Accuracy of Measurements of the Pulse Laser Rangefinder. Photonics. 2013, no. 3, pp. 42–60. (In Russ.)

3. Pisarev I. S., Uhov A. A. Klassifikatsiya tselei na osnove analiza lazernogo izlucheniya s ispol'zovaniem novoi metodiki razmetki grafikov [Classification of Targets Based on Laser Radiation Analysis Using a New Graph Marking Technique]. The 80th Scientific and Tech-

nical Conf. of the St Petersburg NTO RES named after A.S. Popov, dedicated to Radio Day: collection of reports. SPbSETU. Saint Petersburg, 2025, p. 32–35. (In Russ.)

4. Romano F., Cimini D., Di Paola F., Gallucci D., Larosa S., Nilo S. T., Ricciardelli E., Iisager B. D., Hutchison K. The Evolution of Meteorological Satellite Cloud-Detection Methodologies for Atmospheric Parameter Retrievals. Remote Sens. 2024, vol. 16, iss. 14, art. no. 2578. doi: 10.3390/rs16142578

5. Manakitsa N., Maraslidis G. S., Moysis L., Fragulis G. F. A Review of Machine Learning and Deep Learning for Object Detection, Semantic Segmentation, and Human Action Recognition in Machine and Robotic

Visiono Technologies. 2024, vol. 12, iss. 2, art. no. 15.
doi: 10.3390/technologies12020015

6. Pinto A. M., Rocha L. F., Moreira A. P. Object Recognition Using Laser Range Finder and Machine Learning Techniques. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 2013, vol. 29, iss. 1, pp. 12–22.
doi: 10.1016/j.rcim.2012.06.002

7. Grollius S., Grosse S., Ligges M., Grabmaier A. Optimized Interference Suppression for TCSPC LiDAR. *IEEE Sensors J.* 2022, vol. 22, no. 24, pp. 24094–24101.
doi: 10.1109/JSEN.2022.3216810

8. Reguiegue M., Chouireb F. Automatic day Time Cloud Detection Over Land and Sea from MSG SEVIRI Images Using Three Features and Two Artificial Intelligence Approaches. *Signal, Image and Video Processing*. 2018, vol. 12, pp. 189–196.
doi: 10.1007/s11760-017-1145-0

9. Seo H., Yoon H., Kim D., Kim J., Kim S.-J., Chun J.-H. Direct TOF Scanning LiDAR Sensor With Two-Step Multievent Histogramming TDC and Embedded Interference Filter. *IEEE J. of Solid-State Circuits*. 2021, vol. 56, no. 4, pp. 1022–1035.
doi: 10.1109/JSSC.2020.3048074

10. Kurihana T., Moyer E. J., Foster I. T. AICCA: AI-Driven Cloud Classification Atlas. *Remote Sensing*. 2022, vol. 14, iss. 22, art. no. 5690.

doi: 10.3390/rs14225690

11. Rossow W. B., Schiffer R. A. ISCCP Cloud Data Products. *Bull. Amer. Meteorol. Soc.* 1991, vol. 71, pp. 2–20.

12. Rybakova G. V. *Oblaka i ikh transformatsiya* [Clouds and Their Transformation]. Ed by I. V. Kuzhevskaya. Tomsk, Publishing House of Tomsk State University, 2020, 234 p. (In Russ.)

13. Vilner V., Laryushin A., Ryabokul A. Optoelectronic Altimeter-Speed Meters Based on Semiconductor Lasers for UAVs. *Power engineering: research, equipment, technology*. 2015, no. 5–6, pp. 127–133.
doi: 10.30724/1998-9903-2015-0-5-6-127-133

14. Pisarev S., Uhov A. A. Development of a Photodetector Device Based on an Avalanche Photodiode with a Thermal Compensation System. *IEEE 3rd Intern. Conf. on Problems of Informatics, Electronics and Radio Engineering*, Novosibirsk, Russia, 15–17 Nov. 2024. IEEE, 2024, pp. 560–563.
doi: 10.1109/PIERE62470.2024.10804907

15. Qun Hao, Jie Cao, Yao Hu, Yunyi Yang, Kun Li, Tengfei Li. Differential Optical-Path Approach to Improve Signal-to-Noise Ratio of Pulsed-Laser Range Finding. *Optics Express*. 2014, vol. 22, iss. 1, pp. 563–575.
doi: 10.1364/OE.22.000563

Information about the authors

Ilya S. Pisarev, Master's degree in Electronics and Nanoelectronics (2023, Saint Petersburg Electrotechnical University), Postgraduate student of the Department of Electronic Devices of Saint Petersburg Electrotechnical University. The author of 10 scientific publications. Area of expertise: digital signal processing; rangefinder; machine learning. Address: Saint Petersburg Electrotechnical University, 5 F, Professor Popov St., St Petersburg 197022, Russia E-mail: ilya.pisarev91@gmail.com

Andrey A. Uhov, Dr Sci. (Eng.) (2015), Associate Professor (2001), Professor of the Department of Electronic Devices of the Saint Petersburg Electrotechnical University. The author of 152 scientific publications. Area of expertise: spectrometry; digital signal processing; rangefinder. Address: Saint Petersburg Electrotechnical University, 5 F, Professor Popov St., St Petersburg 197022, Russia E-mail: aauhov@yandex.ru <https://orcid.org/0000-0002-3744-0777>
