

Классификация целей на основе анализа лазерного излучения с использованием новой методики разметки графиков

И. С. Писарев

Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

ilya.pisarev91@gmail.com

А. А. Ухов

Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

aauhov@yandex.ru

Аннотация. В данной работе представлена новая методика автоматической разметки графиков лазерного излучения, направленная на повышение точности анализа данных. Основная идея исследования заключается в использовании предварительной обработки сигналов и алгоритмов машинного обучения для классификации целей по характеристикам лазерного излучения. Актуальность разработки обусловлена потребностью в автоматизации анализа данных в таких областях, как дистанционное зондирование, мониторинг окружающей среды и системы технического зрения. Методика включает сбор данных, полученных при измерениях интенсивности лазерного излучения в различных условиях, и их предварительную обработку. Реализованный алгоритм позволяет выделять ключевые участки графика, такие как обратное рассеяние и целевые объекты, что существенно улучшает качество последующей классификации. Для обучения моделей использовался подготовленный датасет с размеченными графиками, а оценка качества проводилась с применением метрик AccuGau и F1-score, отражающих общую точность и баланс между precision и recall. Экспериментальные исследования показали, что модель градиентного бустинга CatBoost демонстрирует наилучшие результаты с показателями AccuGau и F1-score около 98 %. Данный подход подтверждает свою эффективность и перспективность, открывая возможности для дальнейшего применения в автоматизированном анализе лазерных сигналов и адаптации методики для решения смежных задач.

Ключевые слова: обработка сигналов; методы разметки данных; машинное обучение; классификация целей

I. ВВЕДЕНИЕ

Измерение расстояний между различными телами используется в геодезии, навигации, картографии и пр. Требования к точности измерения и максимальной дальности могут сильно отличаться для различных областей применения. Иногда для решения задач измерения расстояния используют пассивную оптико-электронную аппаратуру, при этом точность таких измерений невысока. На данный момент одним из наиболее высокоточных приборов измерения дальности является лазерный дальномер.

При измерении расстояния с помощью лазерных дальномеров на большие расстояния могут возникать проблемы, связанные с точностью при эксплуатации прибора в экстремальных погодных условиях, таких как дождь, снег, туман. Так же встреченное препятствие на пути следования лазерного пучка до цели может дать некорректный результат измерения. Поэтому решение данных проблем с помощью внедрения новых схемотехнических решений, разработка новых методов измерения дальности и усовершенствование алгоритмов селекции целей является важными аспектами при проектировании лазерных дальномеров, которые помогают улучшить точность прибора.

A. Методы измерения временного промежутка

Существует множество методов определения расстояния с помощью импульсных лазерных дальномеров [1]. Широкое распространение получили связанные с измерением временного промежутка прохождения световых импульсов и требуют точного детектирования времени срабатывания сигналов запуска и остановки.

Временная точка (момент), когда должна произойти генерация сигналов запуска и остановки, является результатом наблюдения различных характерных точек на форме волны принимаемых сигналов [2]. Существует множество методов измерения [3] для выполнения этой задачи, которые можно разделить на три основные группы, которые определяют момент генерации сигналов остановки на основе: обнаружения пика, постоянное пороговое обнаружение, адаптивное пороговое обнаружение.

Постоянное пороговое обнаружение (распознаванием по переднему краю) метод используется в простейших аппаратных реализациях прямых измерений лазерных дальномерах, основанных на методе измерения времени. В этом методе генерация сигналов запуска и остановки основана на сравнении напряжения сигнала, поступающего от приемника, с постоянным опорным напряжением (пороговым значением). Основным недостатком определения постоянного порога является то, что момент генерации сигнала остановки зависит от изменений мощности принимаемого импульса, как показано на рис. 1 (Тпор1 и Тпор2):

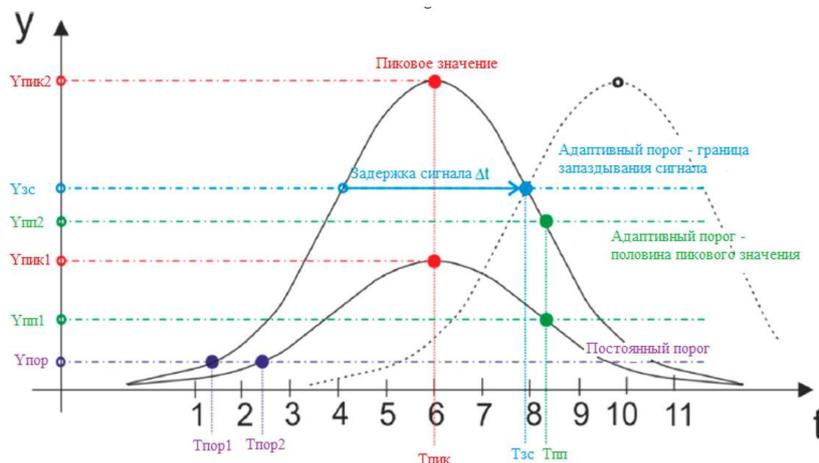


Рис. 1. Характеристическая кривая излучения

Целью более сложных методов измерения является обеспечение независимости времени генерации сигнала остановки от этих изменений. Это является необходимым условием высокой точности измерений и устранения так называемой ошибки блуждания [4] – зависимости результатов измерений от изменения пиковой мощности принимаемых сигналов. Она может быть достигнута путем привязки генерации сигналов остановки ко времени обнаружения пикового напряжения.

Для цифровых сигналов методы аналогичны, однако дискретность и квантование сигналов снижают точность. Для её повышения требуются либо высокая частота дискретизации, либо сверхкороткие импульсы, что усложняет аппаратуру.

В. Проведение измерений

На пути следования лазерного луча до необходимой нам цели часто встречаются различные помехи типа «куст», «трава», пылевое облако, аэрозоль и тп. При вертикальном зондировании подстилающей поверхности с борта летательного аппарата помехоцелевая обстановка принципиально остается такой же, хотя характер помех и их относительное влияние могут несколько отличаться. Схема горизонтальной локационной трассы представлена на рис. 2.

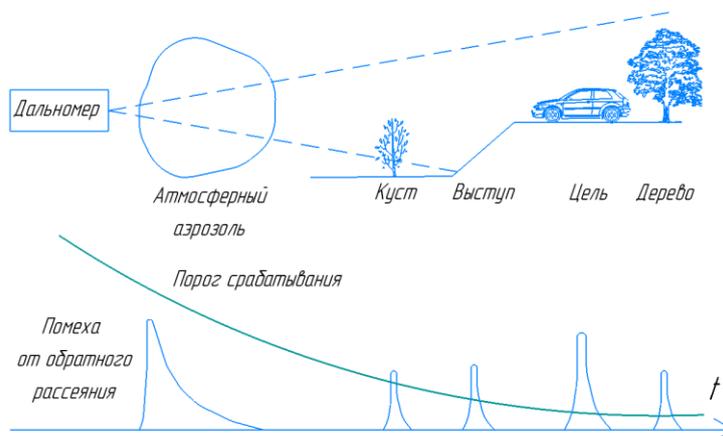


Рис. 2. Схема локационной трассы

Существует множество методик проведения измерений для борьбы с данными помехами [5]. При этом одним из недостатков проведения измерений таким способом является человеческий фактор, поэтому было принято решение разработать алгоритм фильтрации для исключения помех и упрощения измерений для оператора.

II. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА

Основной проблемой фильтрации целей, наблюдаемых на графике зависимости интенсивности лазерного излучения от расстояния, является неопределенность и изменчивость множества

параметров, влияющих на форму сигнала. Многие из этих факторов зависят от внешних условий, характеристик оборудования и специфики эксперимента, что затрудняет построение точных математических моделей для выявления корреляций. Именно поэтому было принято решение использовать методы машинного обучения, способные на основе большого объема данных находить скрытые зависимости между параметрами и принимать обоснованные решения по классификации. При подготовке обучающего датасета уделялось особое внимание репрезентативности выборки. Для этого были выбраны два типа целей: одна на расстоянии 320 метров и другая – на расстоянии 1100 метров. Графики интенсивности лазерного излучения получались с одного

и того же лазерного дальномера, однако записи проводились в различные дни и при разных погодных условиях, что позволяло учесть влияние внешних факторов. В каждом файле, содержащем данные выстрелов лазерного излучения, вначале указывались ключевые параметры эксперимента, такие как частота дискретизации (МГц) для корректного расчета расстояния и коэффициенты усиления, влияющие на амплитуду сигнала. На рис. 3а) представлены визуализированные данные, где четко различимы два характерных участка: начальный сегмент, отражающий обратное рассеяние (backscatter) от аэрозоля, и последующий участок, соответствующий целевому объекту (target). Для формирования обучающей выборки предпочтение отдавалось графикам без явных помех, что обеспечивало корректность дальнейшей классификации.

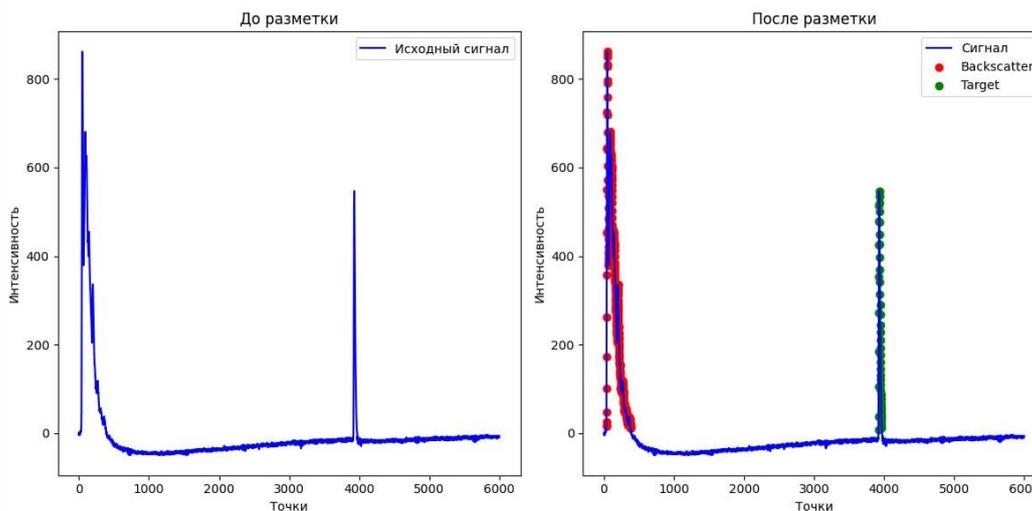


Рис. 3. Схема локационной трассы: а) до разметки, б) после разметки

Далее размеченные данные были поделены на обучающую и тестовые выборки и было произведено обучение моделей для решения задачи классификации.

III. ОЦЕНКА КАЧЕСТВА ПРЕДСКАЗАНИЯ МОДЕЛИ

Точность (ассигасу) является одной из самых простых и популярных метрик, которая отражает долю правильных прогнозов по отношению к общему числу примеров. Ее вычисление осуществляется по следующей формуле:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Количество верно предсказанных объектов}}{\text{Общее количество объектов}}$$

Хотя ассигасу позволяет быстро определить частоту правильных ответов модели, она может быть неточной при неравномерном распределении классов или при разной значимости различных типов ошибок. F1-score, в свою очередь, учитывает два ключевых показателя: precision (точность) и recall (полноту), являясь их гармоническим средним. Особенно актуально это при необходимости оценки как точности положительных прогнозов, так и способности модели обнаруживать все объекты целевого класса. Precision отражает долю верно предсказанных объектов в общей группе, отнесенной к положительному классу, а recall — долю найденных верно объектов из всех реально существующих положительных. Вычисление F1-score осуществляется по следующей формуле:

Разработанный алгоритм разметки проводил детальный анализ каждого графика, выделяя области, соответствующие обратному рассеянию и цели. При этом осуществлялось предварительное выравнивание количества точек каждого кадра, а также фиксировалась информация о параметрах окружающей среды, что позволяло учитывать дополнительные условия эксперимента. На рис. 3б) показана визуализация локационной трассы до и после применения алгоритма, где отчетливо выделены зоны обратного рассеяния и целевого объекта. Такой комплексный подход к разработке алгоритма способствует повышению точности классификации и снижению влияния внешних шумов.

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

где precision — это метрика, отражающая степень корректности классификации объектов, отнесенных моделью к положительному классу. Формально precision вычисляется как отношение числа истинно положительных предсказаний (TP) к сумме истинно положительных и ложноположительных (FP) предсказаний.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

Это означает, что точность представляет собой долю всех элементов, предсказанных как положительные, которые на самом деле являются положительными. Высокие значения точности важны, когда стоимость ложноположительных результатов высока, и минимизируют количество ошибок, когда модель ошибочно классифицирует отрицательные случаи как положительные. Recall (полнота) — это мера способности модели находить все положительные цели; Recall рассчитывается как отношение числа истинно положительных предсказаний (TP) к сумме истинно положительных и ложноотрицательных (FN):

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

Иными словами, recall показывает, какую долю всех реально положительных примеров модель смогла обнаружить. Высокая полнота особенно важна, когда пропуск положительного примера может привести к значительным негативным последствиям, и требуется минимизировать число ложноотрицательных.

IV. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТА

Эксперимент проводился на заранее размеченном датасете, состоящем из графиков лазерного излучения, полученных в различных условиях, что позволило учесть влияние внешних факторов на качество классификации. На первом этапе была реализована модель логистической регрессии, которая, несмотря на свою простоту, позволила установить базовый уровень эффективности для дальнейшего сравнения. Логистическая регрессия показала приемлемые результаты, однако продемонстрировала ограничения в улавливании сложных нелинейных зависимостей, характерных для данного типа данных. Для повышения устойчивости модели применялись методы регуляризации, что позволило снизить риск переобучения, но итоговые показатели все же оставляли пространство для улучшения. Следующим этапом эксперимента стала реализация модели случайного леса. Этот алгоритм, основанный на ансамблевом подходе, эффективно справился с выявлением скрытых закономерностей в данных, улучшив показатели Accurasy и F1-score по сравнению с логистической регрессией. Преимущество случайного леса заключается в его способности работать с высокоразмерными данными и быть устойчивым к выбросам. Однако наблюдалась некоторая вариативность результатов, что указывало на необходимость тонкой настройки гиперпараметров для достижения оптимальной производительности. Наиболее высокие показатели качества были достигнуты с помощью модели градиентного бустинга CatBoost. Этот алгоритм, применяющий итеративное улучшение слабых моделей, показал исключительную адаптивность к сложной структуре данных, что привело к значительному повышению эффективности классификации. Модель CatBoost продемонстрировала показатели Accurasy и F1-score, приближающиеся к 98 %, что существенно превосходит результаты предыдущих моделей. Такой результат подтверждает, что метод градиентного бустинга является оптимальным выбором для решения задач мультиклассовой классификации в условиях наличия множества параметров и потенциального шума. Результаты эксперимента наглядно представлены в табл. 1, где приведены сравнительные метрики для каждой из трех моделей. Анализ полученных данных

показывает, что переход от базовых моделей к более сложным ансамблевым методам приводит к существенному улучшению качества классификации.

ТАБЛИЦА I. СРАВНЕНИЕ МЕТРИК ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ РАЗНЫХ МОДЕЛЕЙ

Название модели	Accurasy	F1-score
Логистическая регрессия	0,67	0,45
Случайный лес	0,82	0,78
Модель градиентного бустинга catboost	0,98	0,98

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе проведенного исследования была разработана методика автоматической разметки графиков лазерного излучения, позволяющая улучшить точность классификации целей. Экспериментальные результаты подтвердили, что использование машинного обучения значительно повышает надежность анализа данных. Метрики Accurasy и F1-score были выбраны для оценки качества классификации, так как они позволяют не только определить общую точность модели, но и оценить баланс между точностью предсказаний и полнотой обнаружения целей. Сравнение различных моделей машинного обучения показало, что наилучшие результаты достигаются при использовании градиентного бустинга CatBoost, обеспечивающего Accurasy на уровне 98 % и F1-score 98 %. Таким образом, предложенный подход может быть эффективно применен в задачах автоматического анализа лазерных сигналов, что открывает перспективы его использования в дистанционном зондировании, мониторинге и других областях, связанных с обработкой лазерного излучения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] В.Е. Карасика. Лазерные приборы и методы измерения дальности /под ред. В.Е. Карасика. Изд. МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2012, 96 с.
- [2] Kilpelä A. Pulsed Time-of-Flight Laser Range Finder Techniques for Fast, High Precision Measurement Applications; Oulu Press, University of Oulu: Oulu, Finland, 2004.
- [3] Brun R. Gallium arsenide eyesafe laser rangefinder. In Proceedings of the Laser Safety, Eyesafe Laser Systems, and Laser Eye Protection // SPIE Proceedings, Los Angeles, CA, USA, 16–17 January 1990; Volume 1207.
- [4] Palojärvi P. Integrated Electronic and Optoelectronic Circuits and Devices for Pulsed Time-of-Flight Laser Ranging; Oulu Press, University of Oulu: Oulu, Finland, 2003.
- [5] В. Вильнер, В. Волобуев, А. Ларюшин, А. Рябокуль, «Достоверность измерений импульсного лазерного Дальномера» //Фотоника. 2013. №3. С. 42–60.