

# Распознавание малоразмерных воздушных РЛЦ по траекторным признакам с использованием методов машинного обучения

Дао Ван Лук

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет  
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)  
daolucvtl01@gmail.com

**Аннотация.** В настоящее время распознавание малых РЛЦ вызывает повышенный интерес в связи со стремительным развитием БВС, которые, учитывая их характеристики, можно легко спутать с птицами. В данной статье представлен алгоритм распознавания воздушных целей на основе технологии искусственного интеллекта. Проведено экспериментальное исследование эффективности методов принятия решения при распознавании малых БВС и птиц на основе их траекторных признаков.

**Ключевые слова:** радиолокационное распознавание, искусственный интеллект, машинное обучение, малые БВС, траекторные признаки

## I. ВВЕДЕНИЕ

В последние годы беспилотные воздушные суда (БВС) нашли широкое применение в гражданской и военной сферах. В военном деле многороторные БВС могут использоваться для разведки и слежения за наземными целями, нести вооружение для атаки целей самостоятельно. В гражданской сфере можно использовать БВС для наблюдения за ростом посевов, спасения пострадавших и ликвидации последствий стихийных бедствий, доставки товаров и т. д. Малогабаритные БВС часто используются для личных развлечений [1, 2, 3]. В связи с этим отслеживание полета БВС становится все более важным и актуальным. Одним из основных устройств, используемых для этой задачи, является РЛС.

РЛС активно используются для обнаружения, сопровождения и распознавания движущихся целей, в том числе малых БВС. В настоящее время задача распознавания малых целей в основном ориентирована на использование сигнальных признаков (дальностного портрета, микродоплеровской сигнатуры). Микродоплеровские характеристики цели в определенной степени отражают присущие ей свойства движения и тесно связаны со структурой цели и характеристиками электромагнитного рассеяния. Однако при использовании у БВС пластмассовых винтов микродоплеровская сигнатура различима в основном на малых дальностях [4].

Одним из перспективных направлений повышения качества распознавания БВС представляется

использование траекторных признаков, под которыми понимаются параметры целей, оцениваемые по результатам анализа их траекторий (т.е. результатов вторичной, или траекторной, обработки радиолокационной информации) [5].

Предлагаемый алгоритм ориентирован на использование данных сканирующей РЛС кругового обзора, и может различать БВС и летящую птицу, используя при этом такую информацию как направление движения, скорость и положение цели.

В работе приведен алгоритм распознавания БВС и птиц на основе траекторных признаков с использованием интеллектуальных методов обработки информации. Приведена оценка качества алгоритма при распознавании малых воздушных целей.

## II. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА РАСПОЗНАВАНИЯ МАЛОЗАМЕТНЫХ ВОЗДУШНЫХ РЛЦ ПО ТРАЕКТОРНЫМ ПРИЗНАКАМ

Основным отличием движения птицы как живого существа от механического БВС является то, что движение БВС является жестким, т.е. все части объекта изменяют свое положение в пространстве одновременно, тогда как движение птицы – нежестким, т.е. некоторые части объекта совершают движение, отличное от других, например, движение тела и крыльев. Кроме того, БВС, совершая целенаправленный полет по заранее заданной программе, движется примерно с постоянной скоростью. В случае изменения режима полета или реакции на внешнее воздействие (например, ветер), БВС вносит поправку в управление на двигателях достаточно плавно, в результате того параметры полета также изменяются без скачкообразности. Напротив, птицы летят, как правило, по более произвольным маршрутам и, кроме того, вследствие взмахов крыльями, параметры движения птицы имеют более случайный характер [8].

Исходя из всего вышеперечисленного можно заключить, что если БВС и птица совершают полет в одинаковых условиях, то за счет нежесткого характера движения для траектории птицы будет характерен больший размах отклонений движения от прямолинейного – высота, скорость, курс и скорость поворота у нее может меняться в большем диапазоне.

На рис. 1 приведен пример траекторий птицы и БВС, полученных полуактивным локатором (ПКЛ) [4, 6].

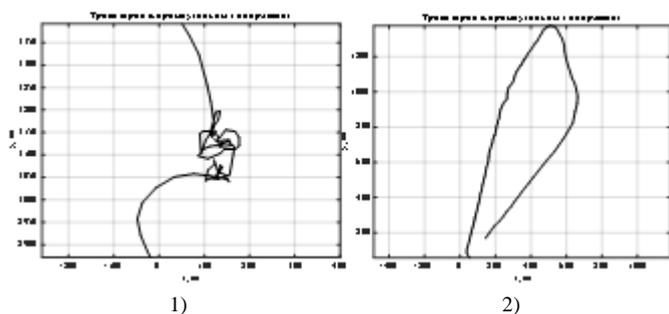


Рис. 1. Траектории полета птицы и БВС в двумерной прямоугольной системе координат (1 – птицы, 2 – БВС)

При распознавании воздушных целей часто используются следующие траекторные признаки: высота, максимальная высота, скорость, ускорение, скорость поворота, рыбок и их СКО [5].

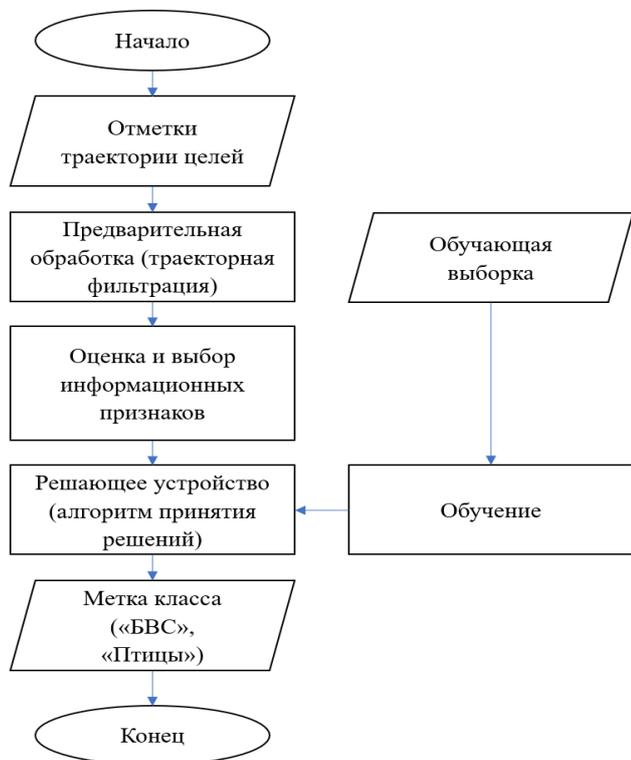


Рис. 2. Блок-схема алгоритма распознавания малозаметных РЛЦ по траекторным признакам с методом обучения

Для птиц и БВС будут анализироваться следующие траекторные параметры:

- модуль скорости цели  $v$  и его СКО;
- модуль ускорения  $a$  и его СКО;
- курс  $\varphi$  и его СКО;
- угловая скорость поворота и ее СКО.

Блок-схема алгоритма распознавания малозаметных РЛЦ по траекторным признакам показана на рис. 2.

Принцип работы алгоритма выглядит следующим образом: на вход подаются первичные отметки (результат операции обнаружения). Они проходят блок предварительной обработки (алгоритмы отождествления и траекторной фильтрации), где производится формирование траектории сопровождаемого объекта, очищенной от ложных отметок, и фильтрация параметров траектории. Далее необходимо произвести оценку выбранных информационных признаков. Затем решающее устройство (алгоритм принятия решения) обрабатывает поступающую информацию и присваивает объекту на один из двух классов (БВС или птицы). На выходе алгоритм выдает конкретную метку класса.

### III. АЛГОРИТМЫ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ

Для решения поставленной задачи распознавания были выбраны и опробованы следующие методы машинного обучения:

#### A. Дерево решений

Решающие деревья воспроизводят логические схемы, позволяющие получить окончательное решение о классификации объекта с помощью ответов на иерархически организованную систему вопросов, а листами являются элементарные функции классификации. Существуют различные методы построения деревьев, в данной работе был выбран алгоритм CART, поскольку он может использовать редукцию для избегания переобучения. В алгоритме CART рекурсивно строится бинарное дерево решений. Дерево создается до максимального размера без использования правила останова, а затем обрезается. Алгоритм строит не одно, а последовательность вложенных обрезанных деревьев. Выбор наилучшего разбиения происходит на основе скользящего контроля. Критерий разбиения основан на индексе Джини [7]:

$$Gini(Q) = 1 - \sum_{i=1}^n p_i^2 \quad (1)$$

где  $Q$  – результирующее множество,  $n$  – число классов в нем,  $p_i$  – вероятность  $i$ -го класса. Индекс показывает, как часто случайно выбранный пример обучающего множества будет распознан неправильно. Минимальное значение показателя говорит о хорошей работе модели.

#### B. Метод $k$ -ближайших соседей

Алгоритм  $k$ -ближайших соседей относится к метрическим алгоритмам классификации с обучающей выборкой  $A$ . Это один из простейших алгоритмов обучения классификационных моделей. Метод относит объект  $x$  к тому классу  $u \in K$ , которому принадлежит большинство из  $k$  его ближайших соседей в многомерном пространстве признаков. В задачах с двумя классами число соседей берут нечётным, чтобы не возникало ситуаций неоднозначности, когда одинаковое число соседей принадлежат разным классам. В работе используется метрика Минковского, число ближайших соседей становится равным 3 [7, 9].

### С. Метод опорных векторов (SVM)

Метод опорных векторов (SVM) – один из наиболее популярных методов обучения, который применяется для решения задач классификации. Разделяющая классы функция представляет собой разделяющую гиперплоскость. Алгоритм максимизирует кратчайшее расстояние между точками, ближайшими к точкам на гиперплоскости [7]. В работе в качестве разделяющей гиперплоскости применяется радиальная основная функция.

### D. Нейросетевой алгоритм распознавания

В задачах радиолокационного распознавания широко применяются нейросетевые алгоритмы, основанные на процессе обучения. Обучение проводится путем предъявления большого числа обучающих образцов, описывающих радиолокационные характеристики целей известных классов. При этом статистические характеристики информативных признаков целей не анализируются, они автоматически учитываются в процессе обучения. Нейронные сети отличаются числом слоев, функцией активации, алгоритмом обучения.

Многослойный перцептрон или MLP – одна из первых и популярных искусственных нейронных сетей с прямой связью. Для решения задач MLP состоит из нескольких слоев нейронов: слоя входных элементов, внутренних (скрытых) слоев нейронов и слоя выходных элементов. В MLP все нейроны одного слоя связаны со всеми нейронами следующего слоя. Здесь входной уровень принимает входные сигналы, а задача распознавания выполняется выходным слоем. А скрытые слои отвечают за все расчеты [7, 9].

В данной статье используется многослойный перцептрон из трех скрытых слоев со 100 нейронами в каждом, для активации применяется сигмовидная функция.

## IV. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИСЛЕДОВАНИЕ КАЧЕСТВА РАБОТЫ АЛГОРИТМОВ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ЦЕЛЕЙ

Первым критерием качества, является правильность (accuracy) – доля правильно классифицированных объектов [6]:

$$A = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}, \quad (2)$$

где TP – число целей, для которых классификатор верно определил принадлежность к текущему классу (англ. true positives), TN – число целей, для которых классификатор верно определил, что они не принадлежат к текущему классу (англ. true negatives), FP – ложно-положительные ответы, FN – ложно-отрицательные решения.

Для оценки качества работы предложенного алгоритма на каждом из классов по отдельности введем метрики точность (precision) и полнота (recall).

Точность (precision) рассчитывалось по следующей формуле:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

Полнота (recall):

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

В ходе выполнения экспериментального исследования разработаны программы в пакете MATLAB для анализа эффективности алгоритмов принятия решения при распознавании траекторий воздушных объектов, позволяющие проводить сравнение точности между ними.

Полученные экспериментальные результаты представлены в таблице 1. Каждый из методов был применен сначала к обучающему набору данных, а затем к тестовому. Для обучения и контроля использовались выборки по 316 участок траекторий БВС и птиц, в качестве признака распознавания использовался ряд характеристик (средняя скорость, СКО скорость, среднее ускорения, СКО ускорения, СКО курса, средняя скорость поворота, СКО скорости поворота), а для решения задачи распознавания использовались следующие алгоритмы принятия решений:

- решающие деревья (CART);
- метод k-ближайших соседей;
- нейросетевой алгоритм распознавания;
- метод опорных векторов (SVM).

ТАБЛИЦА I. СРАВНЕНИЕ КАЧЕСТВА РАСПОЗНАВАНИЯ ЦЕЛЕЙ РАЗЛИЧНЫХ АЛГОРИТМОВ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ

Классификатор	Метрика		
	Правильность (Accuracy)	Точность (Precision)	Полнота (Recall)
Решающие деревья (CART)	95,31 %	90,10 %	92,50 %
Метод k-ближайших соседей	<b>97,96 %</b>	<b>91,30 %</b>	<b>95,50 %</b>
Нейросетевой алгоритм распознавания	96,68 %	90,68 %	94,60 %
Метод опорных векторов (SVM)	95,80 %	90,68 %	92,50 %

На рис. 3 приведена матрица ошибок при распознавании БВС и птиц по методу k-ближайших соседей. И на рис. 4 показан график СКО скорости и курса в качестве признака распознавания.

Таким образом, все рассмотренные методы применимы для решения поставленной задачи. Значения метрик распознавания контрольных траекторий (на выборке из 124 траекторий) находятся в диапазоне 90–98 % правильных ответов, причем наилучший результат показал «Метод k-ближайших соседей».



Рис. 3. Матрица ошибок при распознавании БВС и птиц по методу k-ближайших соседей (класс 1: птицы, класс 0: БВС)

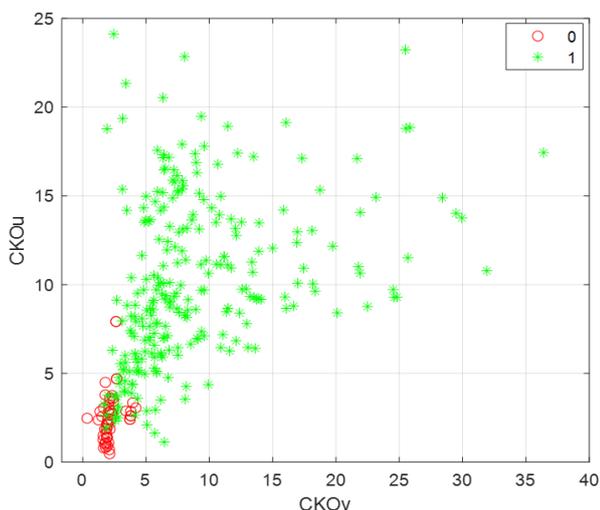


Рис. 4. СКО скорости и курса в качестве признака распознавания (класс 1: птицы, класс 0: БВС)

## V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках данной статье рассмотрена задача распознавания малоразмерных целей по траекторным признакам с использованием методов машинного обучения. Для решения задачи распознавания, используется предварительная обработка (траекторная фильтрация), позволяющая сформировать траектории наблюдаемых объектов и получить оценки траекторных признаков (модуль скорости, модуль ускорения, курс, угловая скорость поворота и их СКО). Проведен

сравнительный анализ четырех наиболее распространенных методов распознавания на основе машинного обучения (решающие деревья, метод k-ближайших соседей, нейросетевой алгоритм распознавания, метод опорных векторов), который показал, что все рассмотренные методы применимы для решения поставленной задачи, значения метрик распознавания (правильность, точность, полнота) находятся в диапазоне 91–98 % правильных ответов, причем наилучший результат показал «Метод k-ближайших соседей».

Представленный в статье алгоритм может использоваться в качестве теоретической базы для интеграции методов машинного обучения при распознавании малоразмерных целей по траекторным признакам.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Chen W.S., Liu J., Li J. Classification of UAV and bird target in low-altitude airspace with surveillance radar data // *The Aeronautical Journal*. 2019. V. 123. №. 1260. Pp. 191-211.
- [2] Liu J., Xu Q.Y., Chen W.S. Classification of Bird and Drone Targets Based on Motion Characteristics and Random Forest Model Using Surveillance Radar Data // *IEEE Access*. 2021. V. 9. Pp. 160135-160144.
- [3] Coluccia A., Parisi G., Fascista A. Detection and classification of multirotor drones in radar sensor networks: A review // *Sensors*. 2020. V. 20. №. 15. Pp. 4172.
- [4] Воробьев Е.Н., Веремьев В.И., Холодник Д.В. Распознавание винтомоторных летательных аппаратов в пассивной бистатической РЛС // *Известия высших учебных заведений России. Радиоэлектроника*. 2018. №. 6. С. 75-90.
- [5] Dao L.V., Kononov A.A., Le H.M. Analysis of Trajectory Features for Small UAVs Recognition // *2022 Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (ElConRus)*. IEEE, 2022. Pp. 1341-1345.
- [6] Бархатов А.В., Веремьев В.И., Воробьев Е.Н., Коновалов А.А., Ковалев Д.А., Кутузов В.М., Михайлов В.Н. Пассивная когерентная радиолокация. СПб.: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2016. 163 с.
- [7] Barbaresco F., Brooks D., Adnet C. Machine and Deep Learning for Drone Radar Recognition by Micro-Doppler and Kinematic criteria // *2020 IEEE Radar Conference (RadarConf20)*. IEEE, 2020.
- [8] Субботин С.А. Построение деревьев решений для случая малоинформативных признаков // *Радиоэлектроника, информатика, управление*. 2019. №. 1 (48). С. 122-131.
- [9] Бородинов А.А., Мясников В.В. Сравнение алгоритмов классификации радарных изображений при различных методах предобработки на примере базы MSTAR // *Сборник трудов IV международной конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии»(ИТНТ-2018)*. Самара: Новая техника. 2018. С. 586-594.