

# ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ DIGITAL PROCESSING OF SIGNALS AND IMAGES

УДК: 004.9:621.396.96

А. Б. Филимонов, д-р техн. наук, профессор, filimon\_ab@mail.ru,  
Фам Фыонг Кыонг, стажер, cuongbkedu@yahoo.com,  
МГТУ МИРЭА, г. Москва

## Динамическое распознавание воздушных целей по радиолокационным дальностным портретам

*Рассматривается проблема динамического распознавания воздушных целей по радиолокационным дальностным портретам. Обсуждается структура информационной базы систем распознавания. Предлагаются динамические схемы распознавания, основанные на агрегировании радиолокационной информации, получаемой в процессе слежения за целью.*

**Ключевые слова:** радиолокационное наблюдение, распознавание воздушных целей, дальностные портреты, информативные признаки, динамические образы, агрегирование данных, схемы динамического распознавания

Задачами радиолокации являются обнаружение и распознавание объектов с помощью радиоволн, а также определение их местоположения и параметров движения в пространстве. Их решение возлагается на особый тип радиотехнических средств — радиолокационные системы (РЛС) [1, 2]. Одно из актуальных направлений в теории и практике автоматического распознавания протяженных воздушных целей (ВЦ) связано с анализом характеристик их радиолокационных дальностных портретов (ДП), называемых в англоязычной литературе "range profile". Современное состояние данной области исследований представляют работы [3—9]. Данной проблематике посвящена работа авторов [10] — в ней рассматривались вопросы конструирования информативных признаков для идентификации ДП.

Радиолокационные цели обладают, как правило, достаточно сложной конфигурацией, и их ДП могут сильно изменяться при изменении угла наблюдения. В этих условиях наибольшую надежность и качество распознавания ВЦ возможно достигнуть лишь на основе методологии распознавания *динамических образов* [11].

Данная статья посвящена вопросам построения динамических схем распознавания движущихся ВЦ, основанных на агрегировании данных анализа ДП, полученных для последовательных моментов времени наблюдения.

### Радиолокационные дальностные портреты ВЦ

Объекты наблюдения в радиолокации называются *радиолокационными целями* или просто *целями*.

*Дальностный портрет* является одномерной характеристикой протяженных радиолокационных целей. Это — отклик объекта наблюдения во временной области, полученный при его облучении широкополосными радиоимпульсами. Обычно это импульсы с внутриимпульсной частотной модуляцией, т. е. их высокочастотное заполнение имеет переменную частоту.

В проведенных исследованиях использовалась программа моделирования эталонных ДП воздушных целей "Radar Target Back Scattering Simulation" (BSS), разработанная под руководством Я. Д. Ширмана [12]. В качестве зондирующего радиосигнала, излучаемого антенной радиолокационной станции, был выбран класс ЛЧМ-сигналов (chirp signal): радиоимпульсы с линейной частотной модуляцией (ЛЧМ) и прямоугольной огибающей.

Изменение частоты  $f$  внутри ЛЧМ-радиоимпульса происходит по линейному закону:

$$f(t) = f_0 + \Delta f \cdot \frac{t}{\tau}, \quad 0 \leq t \leq \tau,$$

где  $f_0$  — начальная частота колебаний;  $\Delta f$  — ширина полосы частот;  $\tau$  — длительность импульсов.

При генерации ДП в симуляторе BSS принимались следующие параметры зондирующего сигнала:  $\tau = 30$  мкс,  $\Delta f = 160$  МГц,  $f_0 = 10$  ГГц (т. е. длина радиоволны на начальной частоте равна 3 см), частота следования импульсов 2000 Гц.

Заметим, что дальностный отсчет определяется удаленностью зондирующего радиоимпульса в момент его отражения от ВЦ, а амплитуда принятого сигнала для каждого дальностного отсчета — мощностью отраженной радиоволны.

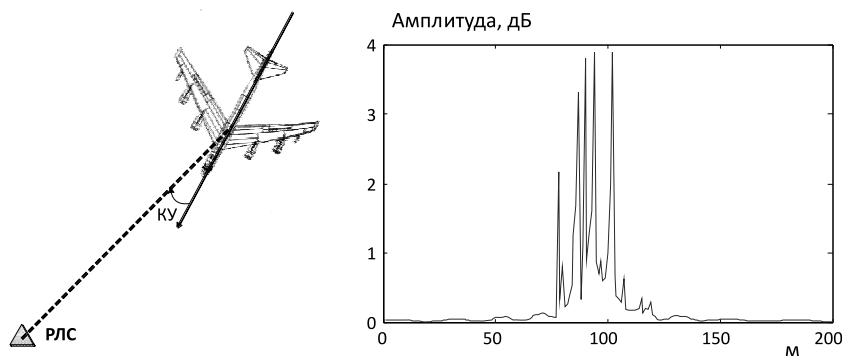


Рис. 1. Дальностный портрет бомбардировщика В-52

Далее дальностные портреты рассматриваются как одномерные функции:

$$A = \pi(\xi), \quad (1)$$

где  $\xi$  — дальность отсчета (м),  $A$  — амплитуда отклика (дБ). Предполагаем, что  $0 \leq \xi \leq L$  ( $L$  — ширина строка дальности зондирующих сигналов [12]).

Радиолокационную цель можно представлять в виде множества точечных рассеивателей радиоволн [13], таких как поверхности, края, двугранные углы, трехгранники, впадины и пр. Тогда ДП имеет смысл эпюры амплитуд принятого эхосигнала, развернутой по пространственной координате, определяющей удаленность сформировавших их рассеивателей.

На рис. 1 в качестве примера приведен ДП бомбардировщика В-52.

### Задача распознавания ВЦ

Процедура распознавания ВЦ на основе анализа их ДП предполагает решение двух задач:

- 1) формирование комплекса информативных признаков ВЦ по ее ДП;
- 2) классификация ВЦ на основе данных информативных признаков.

Введем обозначения:

- $\Omega$  — множество наблюдаемых ВЦ;
- $\omega \in \Omega$  — объекты наблюдения;
- $\{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_m\}$  — алфавит классов ВЦ;
- $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m\}$  — алфавит меток (имен) классов ВЦ;
- $\theta_i \in \Theta$  ( $i = 1:m$ ) — метки (имена) классов;
- $\Pi$  — множество дальностных портретов ВЦ;
- $\pi \in \Pi$  — дальностные портреты.

Каждая ВЦ относится к некоторому классу и, следовательно, ей априори соответствует определенная метка класса:

$$\omega \rightarrow \theta.$$

Результатом радиолокационного наблюдения является дальностный портрет ВЦ:

$$\omega \rightarrow \pi.$$

Распознавание объектов наблюдения основано на формировании комплекса информативных признаков  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , которые образуют систему координат в пространстве признаков  $X$ . В итоге объект наблюдения  $\omega \in \Omega$  в некоторый фиксированный момент времени  $t \in T$  представляется кортежем  $\mathbf{x} \in X$ :

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n). \quad (2)$$

На этапе формирования информативных признаков осуществляется преобразование

$$\pi \rightarrow \mathbf{x}.$$

Далее посредством анализа информативных признаков алгоритм распознавания вычисляет соответствующую метку класса  $y \in \Theta$ , которая и *присваивается* наблюдаемой ВЦ. В случае правильной работы алгоритма будет получено истинное значение метки ВЦ:

$$y = \theta.$$

Будем различать *статические* и *динамические* схемы распознавания движущихся ВЦ. Первые рассчитаны на анализ статического образа ВЦ, полученного в результате одноразового наблюдения ВЦ, а во вторых анализируется динамический образ ВЦ, представляющий временную последовательность ДП, полученных в течение определенного периода времени слежения за целью.

Алгоритм статической классификации осуществляет функциональное преобразование

$$\mathbf{x} \rightarrow y,$$

т. е. он для каждого входного образа  $\mathbf{x} \in X$  вычисляет соответствующую метку класса  $y \in \Theta$ , которая и *присваивается* наблюдаемой ВЦ.

В схемах динамического распознавания ВЦ агрегируются данные наблюдения для различных курсовых углов, получаемых в разные моменты времени отслеживания движения ВЦ.

### Информативные признаки

Надежность процедуры распознавания в значительной мере зависит от выбора системы информативных признаков. Для идентификации дальностных портретов воздушных целей предлагается применять различные информативные признаки. В работе авторов [10] обсуждались морфологические, геометрические и вейвлетные характеристики дальностных портретов. Здесь мы ограничимся изложением весьма простого способа конструирования информативных характеристик ВЦ, основанного на гармоническом анализе ДП.

Рассмотрим задачу аппроксимации ДП конечным рядом Фурье:

$$\pi(\xi) \approx \hat{\pi}_m(\xi),$$

где  $\hat{\pi}_m(\xi)$  — тригонометрический полином  $n$ -го порядка:

$$\hat{\pi}_m(\xi) = \frac{1}{2} a_0 + \sum_{k=1}^n \left[ a_k \cos\left(\frac{2\pi k}{L} \xi\right) + b_k \sin\left(\frac{2\pi k}{L} \xi\right) \right]. \quad (3)$$

В силу ортогональности тригонометрического базиса в (3) для коэффициентов Фурье справедливы формулы:

$$a_k = \frac{2}{L} \int_0^L \pi(\xi) \cos\left(\frac{2\pi k}{L} \xi\right) d\xi, \\ b_k = \frac{2}{L} \int_0^L \pi(\xi) \sin\left(\frac{2\pi k}{L} \xi\right) d\xi. \quad (4)$$

### Динамический аспект распознавания воздушных целей

На эффект отражения радиоволн от ВЦ в сторону РЛС существенно влияет *курсовой угол* (КУ) — угол между продольной осью ЛА и направлением на РЛС в плоскости истинного горизонта последней, отсчитываемый по ходу часовой стрелки. Таким образом, ДП протяженных ВЦ определяется не только их конфигурацией, но и курсовым углом ВЦ. Для учета этого фактора в выражение (1) необходимо внести параметр  $\gamma$  — значение курсового угла ( $^\circ$ ):

$$A = \pi(\gamma, \xi).$$

Далее предполагаем, что  $0 \leq \gamma \leq 360^\circ$ .

Отметим, что ДП на рис. 1 отвечает КУ =  $20^\circ$ .

Пусть ВЦ движется по некоторой траектории, как показано на рис. 2. Поскольку в процессе движения меняется ее угловое положение относительно РЛС, то различным моментам времени наблюдения

$$t_1 < t_2 < \dots < t_d$$

будут отвечать различные курсовые углы

$$\gamma(t_i), \quad i = 1:d,$$

так что на выходе приемника РЛС мы сможем получить семейство соответствующих ДП

$$\pi(\gamma(t_i), \xi), \quad i = 1:d, \quad (5)$$

совместное использование которых и лежит в основе динамического распознавания ВЦ.

Далее  $T$  — множество моментов времени съема радиолокационной информации:

$$T = \{t_i, \quad i = 1:d\}. \quad (6)$$

Отметим два эффекта в процессах радиолокационного наблюдения, существенные для решения обсуждаемой задачи радиолокационного распознавания ВЦ.

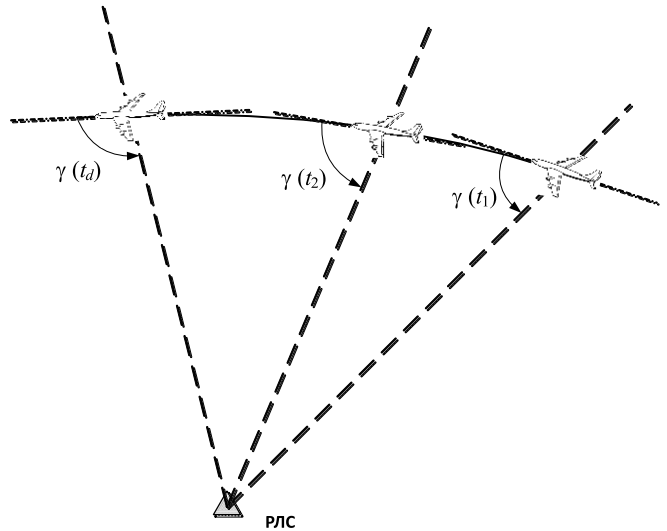


Рис. 2. Изменение КУ ЛА в процессе слежения за ВЦ

Во-первых, ДП могут существенно изменяться при малых изменениях КУ. Это обстоятельство иллюстрирует рис. 3, где представлено семейство ДП самолета В-52 в узком диапазоне КУ:  $30 \dots 30,6^\circ$ .

Во-вторых, разнотипные ВЦ могут иметь схожие ДП при некоторых значениях КУ и вследствие этого давать неразличимые образы в пространстве признаков  $X$ . Данный эффект иллюстрирует рис. 4. На нем представлены дальностные портреты самолетов ТУ-16 и В-52 для КУ  $\approx 179^\circ$ . Видно их большое сходство.

Однако необходимая различимость ДП тех же ВЦ может проявляться при новых условиях наблюдения. Это обстоятельство подтверждает сравне-

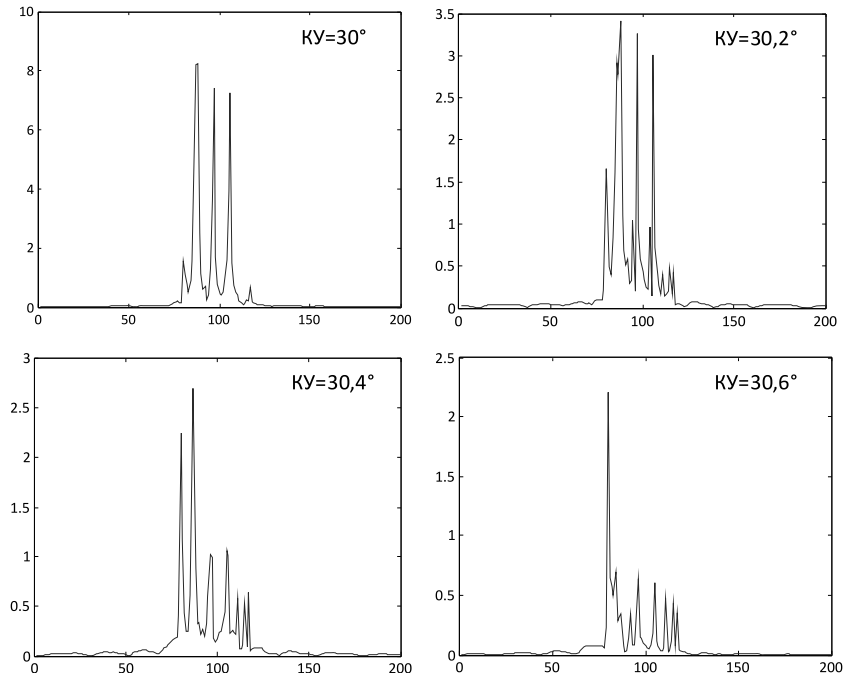


Рис. 3. Семейство ДП В-52 для ряда значений КУ

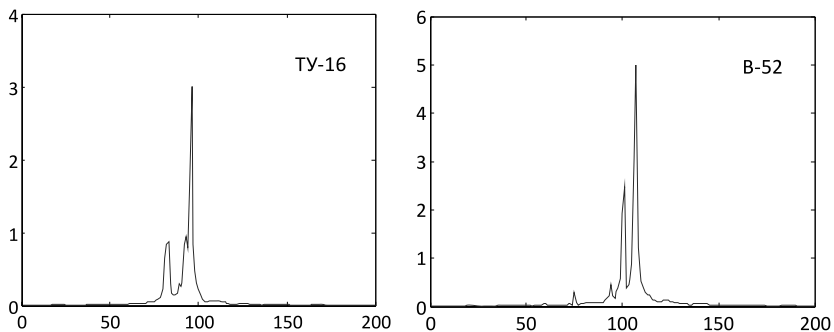


Рис. 4. ДП бомбардировщики ТУ-16 и В-52 для КУ ≈ 179°

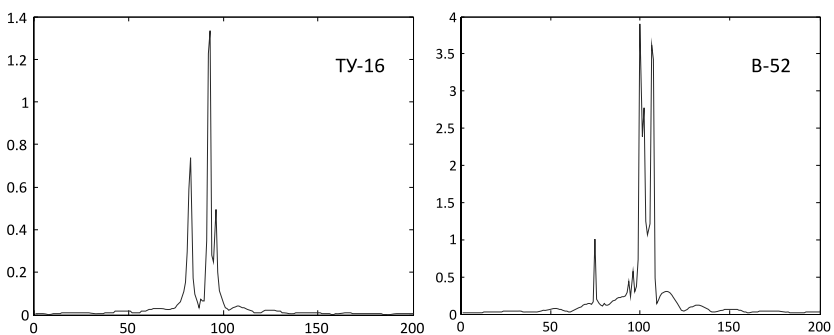


Рис. 5. ДП бомбардировщики ТУ-16 и В-52 для КУ = 177°

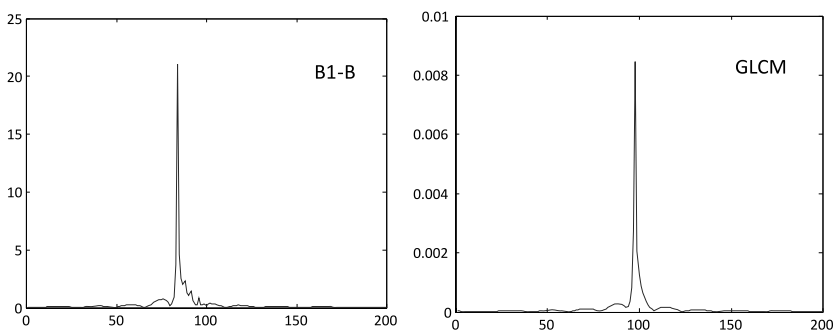


Рис. 6. ДП самолета В1-В и ракеты GLCM, КУ ≈ 179°

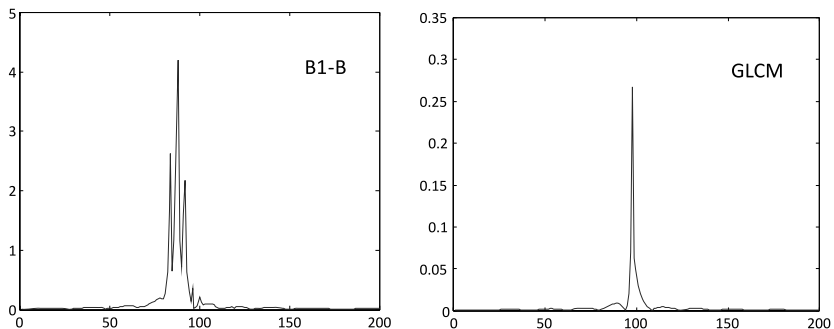


Рис. 7. ДП самолета В1-В и ракеты GLCM, КУ = 175°

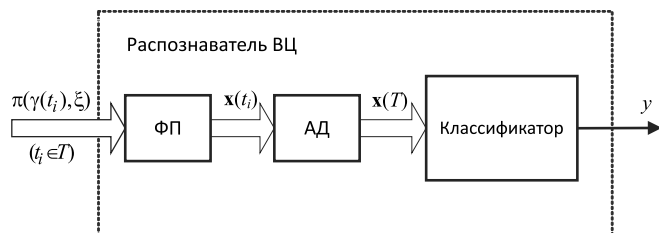


Рис. 8. Схема распознавания с агрегированием признаков

ние ДП В-52 и ТУ-16 для КУ = 177°, представленных на рис. 5.

Эффект сходства ДП, если не учитывать уровень мощности принятых сигналов, весьма наглядно демонстрирует рис. 6: здесь представлены ДП самолета В1-В и ракеты GLCM для КУ ≈ 179°. Однако в других условиях наблюдения (КУ = 175°), как показывает рис. 7, мы получаем несхожие ДП.

Таким образом, статические схемы распознавания ВЦ могут давать ошибочные ответы вне зависимости от выбора комплекса информативных признаков. Негативные последствия схожести ДП для отдельных значений КУ можно избежать посредством схемы *динамического* распознавания ВЦ, в которой используется совокупность данных наблюдения для различных КУ, получаемых в разные моменты времени отслеживания движения ВЦ.

Возможны два способа организации динамического распознавания ВЦ, различающихся порядком обработки данных, полученных для разных условий наблюдения.

В первом способе используется агрегирование входных данных, подаваемых на вход классификатора. Во втором способе используется двухступенчатая схема классификации, включающая первичный и вторичный классификаторы, и процедура агрегирования применяется по отношению к выходным данным первичного классификатора.

### Метод агрегирования информативных признаков

Суть первого способа состоит в расширении пространства информативных признаков. Соответствующую схему распознавания поясняет рис. 8. Она включает три блока: блок формирования информативных признаков (ФП), блок агрегирования данных (АД) и классификатор.

Для каждого ДП в (5) формируется кортеж признаков  $\mathbf{x}(t_i)$  согласно (2), которые далее объединяются в массив:

$$\mathbf{x}(T) = [\mathbf{x}(t_1), \mathbf{x}(t_2), \dots, \mathbf{x}(t_d)]. \quad (7)$$

Он представляет динамический образ объекта в *расширенном пространстве признаков*  $\bar{X}$  — декартовой степени исходного пространства признаков:

$$\mathbf{x}(T) \in \bar{X},$$

где

$$\bar{X} = X^d.$$

На вход классификатора подается вектор признаков (7).

Существенным недостатком такого подхода является  $d$ -кратное увеличение размерности признакового пространства, что будет неизбежно сказываться на росте требуемых вычислительных ресурсов на программную реализацию и обучение классификатора.

### Двухступенчатая схема классификации

Второй способ построения динамического распознавания выгодно отличается от первого тем, что не вызывает кратного увеличения размерности решаемых задач распознавания ВЦ. Он предполагает применение двух классификаторов: первичного и вторичного.

*Первичный классификатор* выполняет предварительную классификацию ДП на основе анализа информативных признаков ВЦ — он обрабатывает каждый кортеж признаков

$$\mathbf{x}(t_i) \quad (i = 1:d),$$

присваивая им *расчетные* метки класса принадлежности ДП:

$$\mathbf{z}(t_i) \quad (i = 1:d).$$

Из них в блоке агрегирования формируется кортеж меток:

$$\mathbf{z}(T) = [z(t_1), z(t_2), \dots, z(t_d)]. \quad (8)$$

Заметим, что

$$\mathbf{z}(T) \in \bar{\Theta},$$

где

$$\bar{\Theta} = \Theta^d.$$

Это пространство логично именовать *расширенным пространством* меток.

Данные (8), накопленные за период наблюдения (6), представляют динамический образ ВЦ, но не в пространстве информативных признаков, а в пространстве меток. Далее они используются во *вторичном классификаторе*, который вырабатывает итоговую оценку метки класса принадлежности ВЦ.

Предложенную схему распознавания ВЦ представляет рис. 9. Она включает четыре блока: блок формирования информативных признаков (ФП), первичный классификатор, блок агрегирования данных (АД) и вторичный классификатор.

Идея предлагаемой двухступенчатой схемы классификации состоит в том, чтобы первичную классификацию считать в качестве промежуточной.

При этом результаты ошибочной классификации на первой ступени не отбрасываются, а учитываются как *фактор неопределенности*, который затем устраняется переходом к динамическому образу ВЦ и действием второй ступени классификации.

### Классификаторы на основе деревьев решений

Возможны различные варианты выбора классификаторов в рассматриваемых схемах распознавания ВЦ. Ограничимся обсуждением опыта применения авторами деревьев решений (ДР) для реализации двухступенчатой схемы распознавания, представленной на рис. 9.

*Деревья решений* представляют собой последовательные иерархические структуры, состоящие из узлов, которые содержат правила вида ЕСЛИ—ТО. Конечными узлами дерева являются "листья", соответствующие найденным решениям и объединяющие некоторое число объектов классифицируемой выборки [14].

В дереве имеется один особый узел — *корневой*. От него можно перейти по дереву к любому другому узлу. В конце любой цепочки подряд идущих ребер находятся терминальные узлы — *листья*, которые соответствуют определенным классам. Нетерминальные узлы — узлы принятия решений. Они содержат критерии выбора, а выходящие из них ребра выражают взаимоисключающие результаты проверки соответствия этим критериям. По существу, при каждой проверке условия происходит сортировка выборок данных таким образом, что каждый элемент данных определяется как соответствующий только одному ребру.

Если переменная числового типа, то в узле формируется правило вида

$$x \leq c,$$

где  $c$  — некоторый порог, который чаще всего выбирается как среднее арифметическое двух соседних упорядоченных значений переменной  $x$  обучающей выборки.

В работе использовался алгоритм построения дерева решений CART. Программная реализация полученных алгоритмов и их апробация выполнялись в системе MATLAB, причем в качестве инструментария построения и применения деревьев решений использовался пакет прикладных программ Statistic Toolbox.

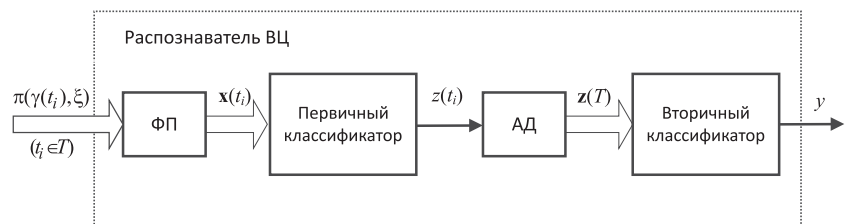


Рис. 9. Двухступенчатая схема классификации

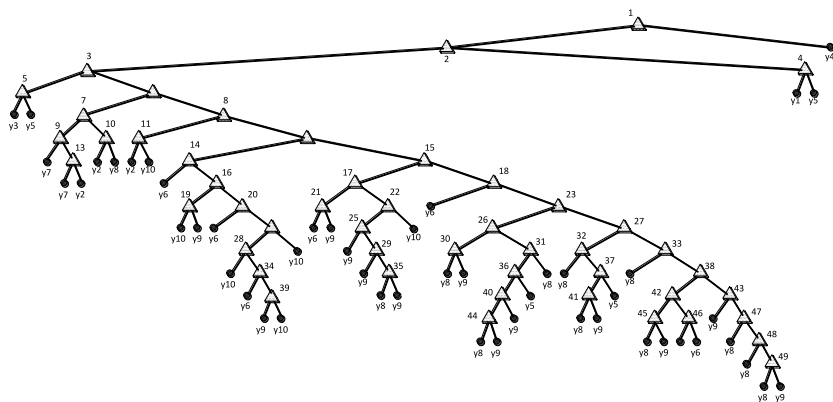


Рис. 10. Дерево решений для ступени первичной классификации

Исходные ДП воздушных целей получены посредством программы BSS. Анализировались 10 типов ВЦ: АН-26, АН-64, МИГ-21, АLCМ, В-1В, В-52, F-15, GLCM, TORNADO, ТУ-16.

Рассматриваемым типам самолетов сопоставляется множество меток

$$Y = \{y_i, i = 1:m\},$$

причем  $m = 10$ ,

- |                       |                          |
|-----------------------|--------------------------|
| $y_1 = \text{АН-64};$ | $y_6 = \text{F-15};$     |
| $y_2 = \text{ALCM};$  | $y_7 = \text{GLCM};$     |
| $y_3 = \text{АН-26};$ | $y_8 = \text{МИГ-21};$   |
| $y_4 = \text{В-1В};$  | $y_9 = \text{TORNADO};$  |
| $y_5 = \text{В-52};$  | $y_{10} = \text{ТУ-16}.$ |

Критериальные характеристики узлов дерева решений

№ узла	Критерий выбора	№ узла	Критерий выбора
1	$x_6 (26,65)$	26	$x_{18} (-29,65)$
2	$x_9 (26,55)$	27	$x_{19} (15,45)$
3	$x_{11} (-6,8)$	28	$x_7 (20,85)$
4	$x_{14} (-18,95)$	29	$x_{19} (20,6)$
5	$x_5 (64,4)$	30	$x_1 (109,2)$
6	$x_3 (20,05)$	31	$x_4 (25,95)$
7	$x_{13} (2,25)$	32	$x_3 (25,8)$
8	$x_7 (11,85)$	33	$x_3 (36,25)$
9	$x_{10} (-0,9)$	34	$x_{17} (81)$
10	$x_9 (4,3)$	35	$x_3 (44,1)$
11	$x_1 (41,25)$	36	$x_1 (109,7)$
12	$x_4 (-64,25)$	37	$x_1 (70,9)$
13	$x_{11} (0,15)$	38	$x_{19} (26,25)$
14	$x_{19} (40,25)$	39	$x_1 (294,6)$
15	$x_9 (8,25)$	40	$x_3 (42,1)$
16	$x_{13} (62,4)$	41	$x_{10} (-9,5)$
17	$x_6 (-25,9)$	42	$x_5 (30,3)$
18	$x_{11} (2,15)$	43	$x_{12} (-23)$
19	$x_5 (50,2)$	44	$x_{16} (-17,55)$
20	$x_9 (-35,95)$	45	$x_{18} (-23,8)$
21	$x_{19} (22,2)$	46	$x_1 (79)$
22	$x_1 (85)$	47	$x_{18} (-38)$
23	$x_{10} (-10,55)$	48	$x_3 (51,15)$
24	$x_9 (-10,1)$	49	$x_{18} (-36,35)$
25	$x_9 (5,55)$		

Рассматриваемый диапазон изменения курсового угла:

$$1^\circ \leq \text{КУ} < 11^\circ. \quad (9)$$

Было выбрано 19 информативных признаков, состоящих из 10 косинусных и 9 синусных коэффициентов (4) в аппроксимирующем тригонометрическом полиноме (3).

Для обучения ДР первой ступени классификации используются все ДП, отвечающие угловому диапазону (9) с шагом изменения угла  $0,05^\circ$ . Таким образом, обучающая выборка включает 200 ДП для каждого типа ВЦ и, следовательно, общий объем обучающей выборки равен 2000.

Построенное ДР (первичный классификатор) представлено на рис. 10.

Атрибуты построенного ДР:  $x_1, x_2, \dots, x_{19}$  — спектральные характеристики ДП (число гармоник  $m = 9$  в тригонометрическом многочлене (3)).

Узлы дерева пронумерованы. Их критериальные характеристики отражает таблица: здесь для каждого узла указан атрибут (признак), по которому происходит сортировка данных, и соответствующее пороговое значение (приведено в скобках).

Тестирование построенного ДР (первичный классификатор) показывает, что на обучающей выборке из 2000 образов правильно распознаются 1973 образа (99,6 %) и неправильно — 27 образов (1,4 %).

Результаты тестирования обученной ДР для  $\text{КУ} = 1,3^\circ$  представлены на рис. 11. Видно, что в данном случае неправильно классифицируется TORNADO — данный самолет идентифицируется как МИГ-21.

Однако для  $\text{КУ} = 3,1^\circ$  ситуация другая — осуществляемая ДР классификация является точной (рис. 12).

Данный результат поясняет смысл агрегирования данных наблюдения — это позволяет корректировать результаты ошибочной работы первичного классификатора.

В исследуемой схеме распознавания агрегирование выполнялось для трех последовательных значений КУ (9) с шагом  $0,05^\circ$ .

ДР для второй ступени классификации представлено на рис. 13.

Для анализа эффективности разработанной схемы динамической классификации ВЦ тестирующая выборка формировалась из ДП, курсовые углы которых не были включены в обучающую выборку:

- диапазон курсового угла:  $3,02^\circ \leq \text{КУ} \leq 3,97^\circ$ ;
- шаг изменения угла  $0,05^\circ$ .

Результаты тестирования показывают, что построенная на базе ДР двухступенчатая схема распознавания ВЦ дает 100 % правильных ответов.

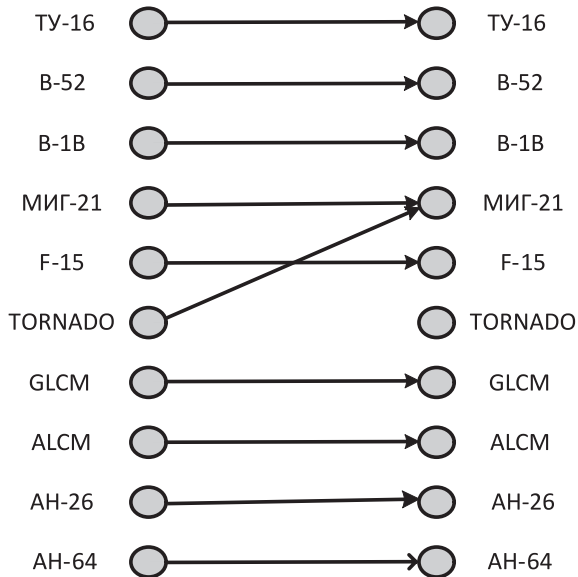


Рис. 11. Результат тестирования ДР для  $KV = 1,3^\circ$

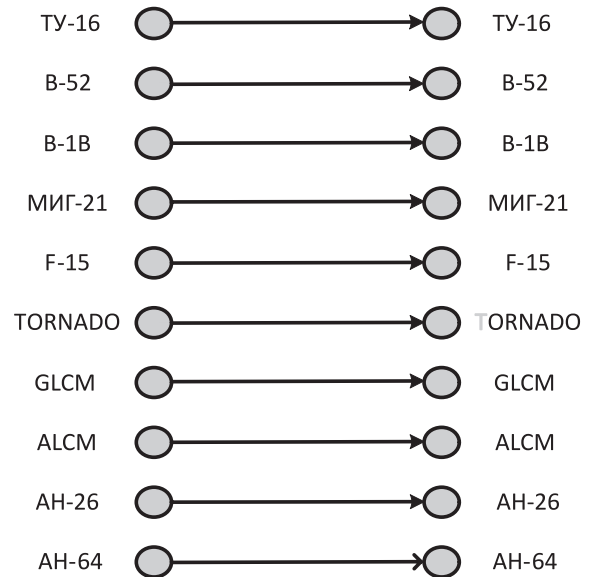


Рис. 12. Результат тестирования ДР для  $KV = 3,1^\circ$

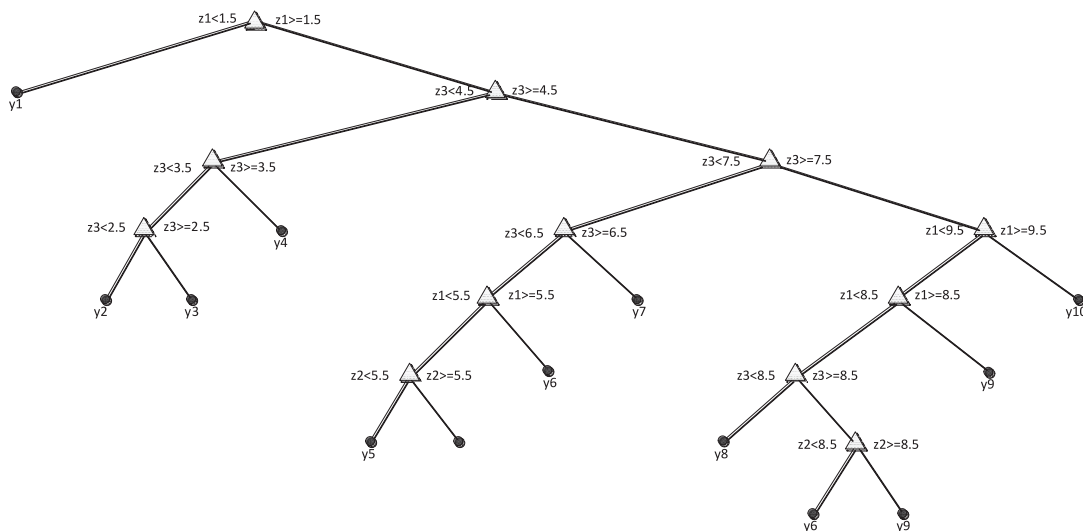


Рис. 13. Дерево решений для вторичной классификации

Отметим, что избыточная входная информация об объектах наблюдения может существенно усложнять алгоритмы их классификации. В связи с этим несомненный научный интерес представляют вопросы оптимального комплексирования информативных признаков различных типов, рассмотренных в работе [10] и в данной статье, для инженерного проектирования систем автоматического распознавания ВЦ.

#### Список литературы

1. Белоцерковский Г. Б. Основы радиолокации и радиолокационные устройства. М.: Советское радио, 1975. 336 с.
2. Бакулев П. А. Радиолокационные системы. М.: Радиотехника, 2007. 376 с.

3. Tait P. Introduction to radar target recognition. London: Institution of Electrical Engineers, IET radar series, 2005. N. 18. 396 p.
4. Лещенко С. П. Информативность и достоверность радиолокационного распознавания воздушных целей по дальностным портретам // Збірник наукових праць ХВУ. Вип. 7 (37). X., 2001. С. 63—72.
5. Лещенко С. П. Развитие теории и техники радиолокационного распознавания воздушных целей // Прикладная радиоэлектроника, 2009, Т. 8, № 4. С. 490—496.
6. Тоцкий А. В., Молчанов П. А., Поспелов Б. Б. Распознавание летательных аппаратов по радиолокационным дальностным профилям // Авиационно-космическая техника и технология. 2010. № 5 (72). С. 77—82.
7. Li H. J., Yang S. H. Using range profiles as feature vectors for identify aerospace objects // IEEE Trans. Antennas and Propagation. 1993. Vol. 41, N. 3. P. 261—268.
8. Jacobs S. P., O'Sullivan A. Automatic target recognition using sequences of high resolution radar range profiles // IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems. 2000. Vol. 36, N. 2. P. 364—381.

9. Zhou D., Liu G., Wang J. Spatio-temporal target identification method of high-range resolution radar // *Pattern Recognition*. 2000. Vol. 33, N. 1. P. 1–7.

10. Филимонов А. Б., Фам Ф. К. Методы формирования информативных признаков радиолокационных дальностных портретов воздушных целей // *Мехатроника, автоматизация, управление*. 2016. № 4. С. 273–281.

11. Васильев В. И. Распознающие системы: Справочник. Киев: Наукова думка, 1983. 422 с.

12. Shirman Y. D., Gorshkov S. A., Leshchenko S. P., Orlenko V. M., Sedyshev S. Y., Sukharevskiy O. I. *Computer Simulation of Aerial Target Radar Scattering, Recognition, Detection, and Tracking* / Ed. Y. D. Shirman. Boston—London: Artech house, 2002. 294 p.

13. August W. R., Stephen J. H. *Theory and practice of radar target identification*, Artech House, 2000. 738 p.

14. Breiman L., Friedman J. H., Olshen R. A., Stone C. J. *Classification and regression trees*. Monterey, CA: Wadsworth & Brooks. 1984. 358 p.

A. B. Filimonov, Professor, filimon\_ab@mail.ru, Fam Fuong Kuong, an intern, cuongbkedu@yahoo.com, Moscow Technological University

## Dynamic Aerial Target Recognition by Using Radar Range Profiles

*This article considers the problem of aerial target recognition based on analysis characteristics of radar range profiles and also information base structure of recognition system. We will compare static and dynamic recognition schemes. Firstly static pattern of target is built, this pattern is data received at a moment. Secondly dynamic patterns of target are built, they are tracking data of target in a specific period of time.*

*There is an important feature of radar range profiles: they have complex configuration and their range profiles can be greatly changed when change observation angle. Moreover, some aerial targets of different types in different course angles may have similar range profiles and therefore generate indistinguishable pattern in the signature space. Thus, the static recognition schemes may give wrong answers regardless of the choice of informative signatures and make it difficult or even exclude the possibility of their practical use.*

*Studies show that required reliability and quality of moving target recognition can be obtained by applying dynamic recognition scheme. In this scheme, dynamic pattern is built by data aggregation at different moments of radar observation.*

*Radar observation occurs in noise and interference conditions, which limits resolution and accuracy of radar, uncertainties and variability of reflection properties of targets. Therefore, only robust recognition algorithms can have practical value, they are designed to work in conditions of uncontrolled disturbing factors. These dynamic recognition schemes allow to minimizing the impact of uncertainty factors by expanding data base of recognition algorithms.*

*The first stage of radar recognition procedure is forming informative signatures, which is considered as an input pattern tuple of target observation, then it solves the problem pattern classification. There are two ways of dynamic aerial target recognition, which differ in the processing order of observation data. The first method uses aggregation of input data, which is supplied to the input of the classifier. In the second method, aggregation procedure applies with respect to the output data of the classifier.*

**Keywords:** radar, radar observation, aerial target recognition, range profiles, informative signatures, dynamic patterns, data aggregation, dynamic recognition schemes

### References

1. Belocerkovskij G. B. *Osnovy radiolokacii i radiolokacionnye ustrojstva* (Radar basics and radar devices). Moscow: Sovetskoe radio, 1975. 336 p.

2. Bakulev P. A. *Radiolokacionnye sistemy* (Radar systems). Moscow: Radiotekhnika, 2007. 376 p.

3. Tait P. *Introduction to radar target recognition*. London: Institution of Electrical Engineers, IET radar series, 2005, no. 18. 396 p.

4. Leshchenko S. P. Informativnost' i dostovernost' radiolokacionnogo raspoznavaniya vozdušnyh celej po dal'nostnym portretam (Information capability and reliability of aerial target radar recognition), *Zbirnik naukovih prac' HVU*, 2001, Iss. 7 (37). H., pp. 63–72.

5. Leshchenko S. P. Razvitie teorii i tekhniki radiolokacionnogo raspoznavaniya vozdušnyh celej (Development of the theory and technology of aerial target radar recognition), *Prikladnaya radioelektronika*, 2009, vol. 8, no. 4, pp. 490–496.

6. Tockij A. V., Molchanov P. A., Pospelov B. B. Raspoznavanie letatel'nyh apparatov po radiolokacionnym dal'nostnym profilam (Aircraft recognition using radar range profiles), *Aviacionno-kosmicheskaya tekhnika i tekhnologiya*, 2010, no. 5 (72), pp. 77–82.

7. Li H. J., Yang S. H. Using range profiles as feature vectors for identify aerospace objects, *IEEE Trans. Antennas and Propagation*, 1993, vol. 41, no. 3, pp. 261–268.

8. Jacobs S. P., O'Sullivan A. Automatic target recognition using sequences of high resolution radar range profiles, *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, vol. 36, no. 2, pp. 364–381.

9. Zhou D., Liu G., Wang J. Spatio-temporal target identification method of high-range resolution radar, *Pattern Recognition*, 2000, vol. 33, no. 1, pp. 1–7.

10. Filimonov A. B., Fam F. K. Metody formirovaniya informativnyh priznakov radiolokacionnyh dal'nostnyh portretov vozdušnyh celej (Methods for forming informative signatures of radar range profiles of aerial targets), *Mehatronika, avtomatizacija, upravlenie*, 2016, no. 4, pp. 273–281.

11. Vasil'ev V. I. *Raspoznajushhie sistemy* (Recognition systems). Spravochnik. Kiev: Naukova dumka, 1983. 422 p.

12. Shirman Y. D., Gorshkov S. A., Leshchenko S. P., Orlenko V. M., Sedyshev S. Y., Sukharevskiy O. I. *Computer Simulation of Aerial Target Radar Scattering, Recognition, Detection, and Traking* / Ed. Shirman Y. D. Boston—London: Artech house, 2002. 294 p.

13. August W. R., Stephen J. H. *Theory and practice of radar target identification*, Artech House, 2000. 738 p.

14. Breiman L., Friedman J. H., Olshen R. A., Stone C. J. *Classification and regression trees*. Monterey, CA: Wadsworth & Brooks. 1984. 358 p.