

DOI:

НЕКОТОРЫЕ МЕТОДЫ КЛАССИФИКАЦИИ И РАСПОЗНАВАНИЯ ЦЕЛЕЙ В ЗАДАЧАХ МОДЕЛИРОВАНИЯ ЦЕЛЕВОЙ ОБСТАНОВКИ БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ

Nguyen V.Tr., Буй Ч.А.,

*Московский физико-технический институт, Россия, Московская область,
г. Долгопрудный, Институтский пер., 9
nvt.702@gmail.com, buitruonganmta93@gmail.com*

Пашенко Ф.Ф.,

*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Россия, г. Москва
ул. Профсоюзная д.65*

*Московский физико-технический институт, Россия, Московская область,
г. Долгопрудный, Институтский пер., 9
pif-70@yandex.ru*

Пашенко А.Ф.,

*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Россия, г. Москва
ул. Профсоюзная д.65*

pashenko_alex@gmail.ru

Кудинов Ю. И.

*Липецкий государственный технический университет,
Россия, г. Липецк, ул. Московская, д.30, Корпус Б
kudinov.yi@mail.ru*

Аннотация: Рассмотрены вопросы моделирования беспилотных летательных аппаратов в условиях многофакторных неопределенностей. Предложены подходы к выбору целевых задач. Разработаны алгоритм классификации воздушных целей на основе габаритных признаков и алгоритм классификации воздушных целей на основе моментных инвариантов изображений. Данные алгоритмы позволяют решать задач распознавания изображений объектов и принятия статистических решений по целевым задачам.

Ключевые слова: беспилотные летательные аппараты (БЛА), эффективность, целевая обстановка, алгоритм, классификация, распознавание, оценка, вероятность достижения цели, многофакторная неопределенность.

Введение

Анализ существующих и перспективных систем беспилотных летательных аппаратов (БЛА) в различных областях экономики показывает все возрастающие тенденции применения БЛА в новых областях, с повышением эффективности их действия. Для оценки эффективности функционирования БЛА необходимо моделировать целевую (боевую) обстановку бортовыми средствами в условиях многофакторной неопределенности.

Эффективность функционирования БЛА достигается за счет обеспечения их движения по заданному закону, т. е. по заданной траектории. На практике авиационной и космической техники были разработаны и применены различные оптимальные алгоритмы траекторного управления БЛА в режимах автономного, теленаведения, самонаведения и комбинированного наведения, синтезированные на основе применения системного анализа и методов теории автоматического управления, теории систем наведения БЛА, теории оценивания, теории стохастического оптимального управления [1-3].

В настоящей работе рассматриваются методы классификаций целевых задач на основе габаритных признаков и моментных инвариантов изображений.

1 Алгоритм классификации воздушных целей на основе габаритных признаков

Для работы алгоритма распознавания по габаритным признакам необходимо измерить дальность до цели R и характерный угловой размер φ сегментированного изображения. В этом случае проекция характерного линейного размера L воздушной цели определяется [4-5].

$$(1) \quad L = 2Rtg \frac{\varphi}{2}$$

Под характерным размером понимается размер, который может быть надежно измерен на изображении. Очевидные характерные размеры воздушной цели, такие как длина фюзеляжа и размах

крыльев могут искажаться элементами хвостового оперения, крыльями (для фюзеляжа) или фюзеляжем (для крыльев) в зависимости от ракурса наблюдения. Кроме того, даже при удачном выделении, наблюдается лишь проекция линейного размера. Отсюда следует, что для использования габаритных признаков необходимо привлечение информации об ориентации воздушных целей.

Восстановление линейных размеров фюзеляжа и крыльев возможно на основе имеющейся информации, но это требует их точной идентификации на изображении.

С другой стороны, «привязка» изображения по ориентации осуществляется при распознавании формы изображения по моментным инвариантам. При этом происходит отождествление диапазонов углов ориентации с наборами параметров нейронных сетей (НС) и кластеров целевых параметров с помощью матрицы Ω . Разбиение области Ω выполняется при косвенном предположении о малости изменения формы воздушной цели в пределах ячейки. При этом учитываются изменения габаритов воздушной цели.

Габариты цели являются «внешними» признаками по отношению к алгоритму НС, поскольку моментные инварианты изображений не зависят от размеров, а только от их соотношений. Отсюда следуют возможные способы использования габаритов в алгоритме распознавания:

- отбраковка воздушных целей, не соответствующих классу, по которому обучена НС;
- использование характерного габарита как дополнительного входа НС;
- использование распределения апостериорных вероятностей наблюдения целей при измерении габаритов изображения для взвешивания выходов НС до принятия решения.

При повторном наблюдении воздушных целей в серии кадров и проведении траекторной идентификации данных, решение по выборке к текущему кадру k принимается по правилу:

$$(2) \mathbf{p}_k: \max_l \left\{ \sum_{k=1}^K \bar{y}_{lk}^{(N)} \bar{g}_k \right\}, l = \overline{1, M_N}.$$

где \mathbf{p}_k – класс / тип воздушной цели номера k , $\bar{y}_{ij}^{(N)}$ – значения векторов выходов НС после нормировки, \bar{g}_k – значения вектора условных вероятностей принадлежности габаритов наблюдаемого изображения к одному из них, M_N – количество признаков.

Оценка весов решений могут передаваться в выходных сообщениях при необходимости их использования с другими системами распознавания.

2 Алгоритм классификации воздушных целей на основе моментных инвариантов изображений

Для распознавания воздушных целей (ВЦ) по форме используются моментные инварианты профиля изображения. Моментные инварианты получаются по результатам сегментации в процессе обработки видеопотока. Проведенные исследования показали, что эти признаки обладают инвариантностью к сдвигу, повороту и масштабу изображения ВЦ с точностью до ошибок квантования изображения. Моментные инварианты изображения устойчивы к изменению курса, крена и тангажа ВЦ в некоторых диапазонах варьирования. В то же время, величина и допустимость диапазона варьирования зависит как от значений углов ориентации объекта, так и от устойчивости алгоритма распознавания, использующего их.

В силу инвариантности к масштабу изображения моментные инварианты, в отличие от габаритных признаков, могут использоваться без привлечения информации о дальности, т.е. в каждом обрабатываемом кадре.

Моментные инварианты профиля изображения рассчитываются по формулам:

$$(3) \begin{cases} I_1 = \eta_{20} + \eta_{02}; \\ I_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2; \\ I_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2; \\ I_4 = (\eta_{30} - \eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2; \\ I_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} - \eta_{03})^2] + \\ \quad + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]; \\ I_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}), \end{cases}$$

где η_{pq} – центральные моменты, инвариантные к масштабу, сдвигу и повороту

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\sqrt{\mu_{00}^{p+q+2}}},$$

$$(4) \mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y)$$

- центральные моменты,

$$\bar{x} = m_{10}/m_{00}, \quad \bar{y} = m_{01}/m_{00},$$

$$(5) m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) - \text{начальные моменты изображения},$$

$f(x, y)$ – непрерывная и финитная функция, определенная на изображении [6-7].

При расчете принято, что

$$(6) f(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{S}, & \text{если } (x, y) \in \text{ВЦ} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases},$$

где S – площадь изображения объекта, \bar{x}, \bar{y} – координаты центра масс, оцениваемые при межкадровой идентификации контуров.

Было показано, что (4) преобразуется к виду [7]

$$(7) \mu_{pq} = \frac{1}{2S} \sum_y (y - \bar{y})^q \sum_i ((x_{k_i(y)} - \bar{x})^{p+1} - (x_{H_i(y)} - \bar{x} + 1)^{p+1}),$$

где i – номер отрезка в строке, пересекающей изображение, характеризующегося своими координатами начала $x_{H_i(y)}$ и конца $x_{k_i(y)}$.

Координаты центра масс рассчитываются по формулам [6]:

$$(8) \begin{cases} \bar{x} = \frac{1}{2S} \sum_y (x_{k_i(y)}^2 - (x_{H_i(y)} + 1)^2); \\ \bar{y} = \frac{1}{S} \sum_y y (x_{k_i(y)} - (x_{H_i(y)} + 1)). \end{cases}$$

Полученные формулы значительно проще в вычислительном плане, поскольку требуют вычислений только в граничных точках изображения, позволяют выполнять вычисления только для наилучшего контура, после завершения идентификации, за счет упрощенного хранения изображения в виде контура.

Зависимость каждого из инвариантов от угла ориентации нелинейная, т.е. при некоторых значениях углов ориентации моментные инварианты меняются незначительно, при некоторых – очень существенно. Это и составляет основную проблему при использовании данных признаков, которую удалось разрешить в предлагаемом алгоритме.

Для использования моментных инвариантов в качестве признаков для распознавания необходимо определить допустимые диапазоны варьирования углов ориентации, удовлетворяющие критерию, которым является вероятность правильного распознавания типа ВЦ из заданного набора. Выбор критерия связан с тем, что оценить изменение моментных инвариантов в шестимерном пространстве и, главное, определить допустимую степень отклонения, не представляется возможным без анализа его влияния на результаты распознавания. Таким образом, решение связано с собственно алгоритмом распознавания, а также методом определения углов ориентации ВЦ при наблюдении.

Решение задачи распознавания сводится к построению гиперповерхностей, разделяющих пространство признаков на области, соответствующие распознаваемым типам ВЦ. Для корректного аналитического решения задачи необходимо иметь статистическое описание признаков распознаваемых классов, причем в достаточно узком наборе типов распределений, что не всегда возможно. Другой подход не требующий знания распределения признаков, заключается в обучении алгоритма распознавания на основе обучающей выборки. В качестве такого алгоритма модно выбрать вероятностные методы кластеризации, а также НС прямого распространения с алгоритмом обучения (с учителем) по методу обратного распространения ошибки. Это наиболее широко используемая сеть для задач распознавания изображений и множества других приложений. Достоинство НС заключается в их коррекции весов синаптических связей.

Заключение

В работе рассмотрены вопросы формулировки целевых задач.

Предложены подходы и алгоритмы классификации воздушных целей на основе габаритных признаков и алгоритмом классификации воздушных целей на основе моментных инвариантов изображений для распознавания классов воздушных целей.

Литература

1. Пупков, К.А. Высокоточные системы самонаведения: расчет и проектирование. Вычислительный эксперимент / К.А. Пупков, Н.Д. Егупов, Л.В. Колесников, Д.В. Мельников, А.И. Трофимов; Под ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2011. – 512 с
2. Кринецкий Е.И. Системы самонаведения. М. «Машиностроение». 1970. 236с
3. Меркулов В.И., Дрогалин В.В., Канащенков А.И. и др. Авиационные системы радиопреодоления. Издание второе, дополненное и переработанное. Т.2. Радиоэлектронные системы самонаведения/ Под ред. А.И. Канащенкова и В.И. Меркулова. М.: Радиотехника, 2003. - 389 с.
4. Фу.К. Последовательные методы в распознавании образов и обучении машин. М. «Наука». 1971. 256с.
5. Терехов.В.А, Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления. Кн. 8: Учеб. пособие для вузов / Общая ред. А.И.Галушкина. М.: ИПРЖР, 2002. – 480с.: ил. (Нейрокомпьютеры и их применение).
6. Пащенко Ф.Ф. Введение в состоятельные методы моделирования систем. Ч1 Математические основы моделирования систем. М. : «Финансы и статистика». 2006, 328с.
7. Малахов А.Н. Кумулянтный анализ случайных негауссовых процессов и их преобразований. М., «Сов.радио». 1978, 376с.