

УДК 004.02

## **ВИЗУАЛЬНАЯ НАВИГАЦИЯ БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ В НЕОПРЕДЕЛЕННЫХ И ИЗМЕНЯЕМЫХ УСЛОВИЯХ НАБЛЮДЕНИЯ**

Н.В.Ким ([nkim2011@list.ru](mailto:nkim2011@list.ru))  
Московский Авиационный Институт, Москва

Н.Е.Бодунков ([boduncov63@yandex.ru](mailto:boduncov63@yandex.ru))  
Московский Авиационный Институт, Москва

В работе рассматриваются вопросы связанные с организацией визуальной навигации автономным беспилотным летательным аппаратам в изменяемых и неопределенных условиях наблюдения. Предложена методика и адаптивный алгоритм распознавания площадных наземных ориентиров. Представлены результаты экспериментов и показана эффективность предложенного метода.

### **Введение**

Одним из актуальных направлений в развитии современных беспилотных летательных аппаратов (БЛА) является разработка систем навигации, обеспечивающих возможность их автономного функционирования, в т. ч. без использования спутниковых навигационных систем (СНС).

Альтернативой СНС можно считать активно развивающиеся системы визуальной навигации. Эти системы основаны на сравнении и идентификации изображений наземных ориентиров (запомненных эталонов с известными координатами) с текущими изображениями подстилающей поверхности, получаемыми на борту БЛА.

Системы визуальной навигации являются автономными, но имеют существенные ограничения по применению, связанные со сложностью сопоставления эталонных и текущих изображений, получаемых при различных условиях наблюдения.

В [Ким и др., 2011] было предложено сопоставлять не непосредственно изображения, а их лингвистические описания. Однако

реализация этого подхода требует предварительного распознавания типов подстилающих поверхностей и ориентиров.

В данной статье предлагается возможное решение этой проблемы, основанное на адаптивном (к изменяемым условиям наблюдения) описании характеристик текущих изображений.

## 1. Адаптивный алгоритм распознавания

Процессы распознавания ориентиров производятся чаще всего с помощью корреляционно-экстремальных алгоритмов или на основе выделения и оценки признаков и использования статистических критериев (Неймана-Пирсона, Байеса и др.) с учетом возможных ошибок и потерь [Визильтер и др., 2010].

Адаптация эталонов к изменяемым условиям наблюдения в корреляционно-экстремальных системах чрезвычайно сложна, поэтому рассмотрим возможности признаковых методов.

Словарь классов распознаваемых объектов (ориентиров) обозначается как

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_m, \dots, x_M), \quad (1.1)$$

а вектор признаков –

$$Y = (y_1, y_2, \dots, y_n, \dots, y_N), \quad (1.2)$$

где  $M$  – количество распознаваемых классов,  $N$  – количество анализируемых признаков.

Принятие решения о принадлежности фрагмента изображения к тому или иному классу производится на основании определения области, к которой относятся признаки, полученных изображений. Статистическая связь между полученными значениями признаков и классами определяется условными плотностями распределения  $p(Y|x_m)$ .

При решении задач распознавания наземных ориентиров возникает необходимость построения адаптивных плотностей распределения, учитывающих текущие условия наблюдения -  $p(Y|x_m, Q_r)$ , где  $Q = (q_1, q_2, \dots, q_r, \dots, q_R)$  – вектор условий наблюдения. Под условиями наблюдения могут пониматься различные факторы, например, характеристики освещенности наблюдаемой сцены, время года, регион и т.п.

Существует несколько способов формирования таких плотностей распределения:

- на основе набора типовых условных плотностей (используется набор плотностей для каждой комбинации условий наблюдения);
- на основе использования общих физических законов (строятся модели зависимостей изменения формы

плотностей распределения от изменения условий наблюдения).

В данной статье предлагается альтернативная методика построения плотностей распределения  $p(Y|x_m, Q_r)$ , основанная на использовании нейронечетких систем. Такой подход позволяет сократить набор типовых плотностей за счет использования экспертных правил и свойств нечетких систем, а также дает возможность их коррекции за счет использования механизмов обучения по ограниченной выборке.

Можно выделить следующие этапы методики построения предлагаемой нечеткой системы:

1. Определение общих требований (например, определение словаря классов и требований к точности распознавания);
2. Определение диапазона возможных условий наблюдения (например, наблюдение может проводиться в период «Лето» - «Осень»);
3. Определение требований к обучающей выборке по объему и качеству (объем выборки зависит от требований по точности, а качество от диапазона условий наблюдения – обучающая выборка должна входить в диапазон);
4. Получение выборки (получение эталонных изображений для каждого класса объектов и условий). Выборка может получаться путем моделирования или в результате реальной съемки;
5. Построение условных плотностей распределения  $p(Y|x_m, Q_r)$  по полученным выборкам (например, на основе парзеновского окна или k-ближайших соседей);
6. Составление набора нечетких правил (помимо непосредственного формулирования правил, этот этап включает в себя формирование лингвистических переменных и их функций принадлежности).

На рисунке1 показана структура нечеткого правила

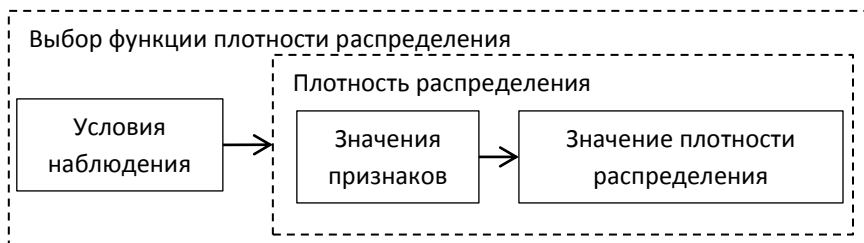


Рисунок 1. Структура нечеткого правила

В нечетком правиле некоторому набору условий поставлена в соответствие конкретная плотность распределения. При этом условия записываются в виде нечетких значений, например: время года – «Лето»,

«Зима» и т.п., время суток – «утро», «день», «вечер», погодные условия – «дождь», «ясно» и т.д.

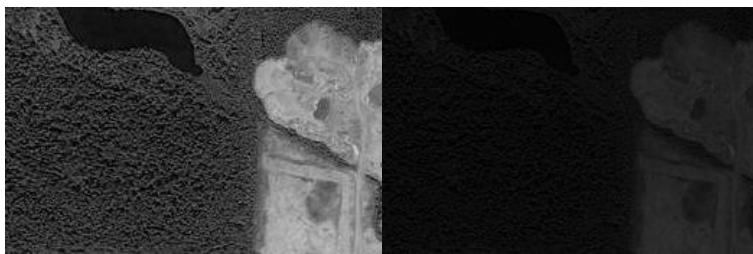
Во время работы системы в реальных условиях наблюдения может сработать одновременно несколько правил, и в итоге будет сформирована результирующая плотность распределения, усредняющая плотности, заданные в правилах.

Одной из важнейших особенностей предлагаемого подхода является возможность обучить уже сформированную систему. Во время обучения выбирается некоторое тестовое изображение. Для этого изображения производится описание условий и формируется результирующая плотность распределения. На основе этой плотности производится распознавание. Если точность распознавания неудовлетворительная, то происходит коррекция нечетких правил.

## 2. Пример работы системы

Рассмотрим задачу распознавания типов подстилающей поверхности: леса, поля, озера на одной сцене в разное время суток. Диапазон изменения времени примем с 12:00 до 19:00.

Изменение времени моделировалось изменением общей яркости изображения. Так было смоделировано два тестовых изображения условно в 12:00 (рисунок 2 а) и в 19:00 (рисунок 2 б).

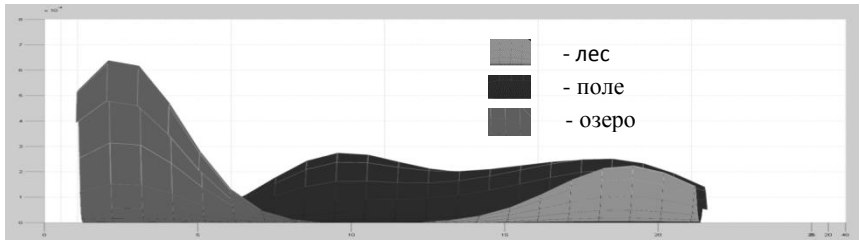


а) день

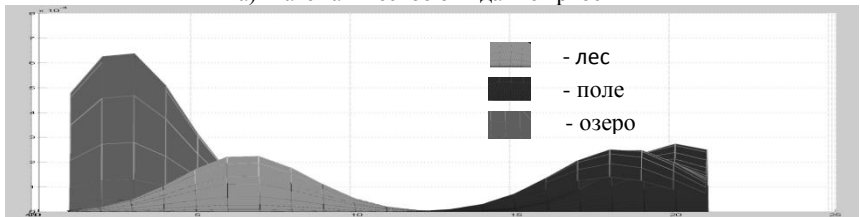
б) вечер

Рисунок 2. Тестовые изображения

Для каждого условия наблюдения и для объекта (леса, озера, поля) были построены условные плотности распределения признаков математического ожидания и дисперсии яркости. На рисунках 3 а), б) и 4 а), б) представлены полученные поверхности.

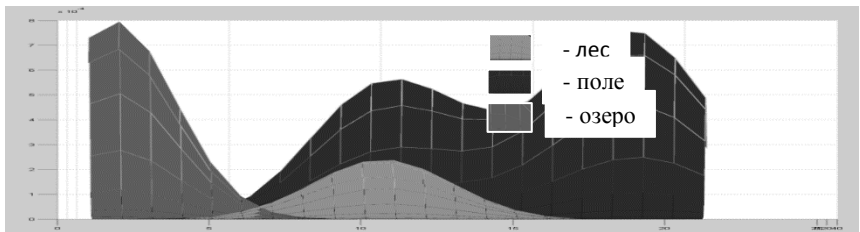


а) Математическое ожидание яркости

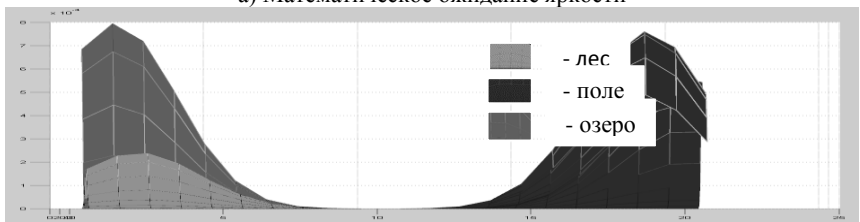


б) Дисперсия яркости

Рисунок 3. Плотности распределения для изображения «День»



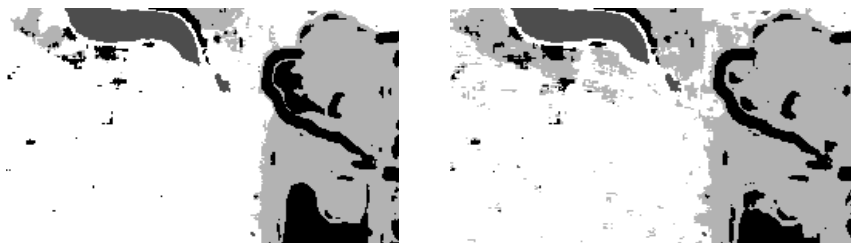
а) Математическое ожидание яркости



а) Математическое ожидание яркости

Рисунок 4. Плотности распределения для изображения «Вечер»

Для оценки качества полученных плотностей проведем распознавания изображений обучающей выборки. Результаты распознавания приведены на рисунке 5 а) б) и в таблице 1.



а) б)  
Рисунок 5. Распознавание тестовых изображений

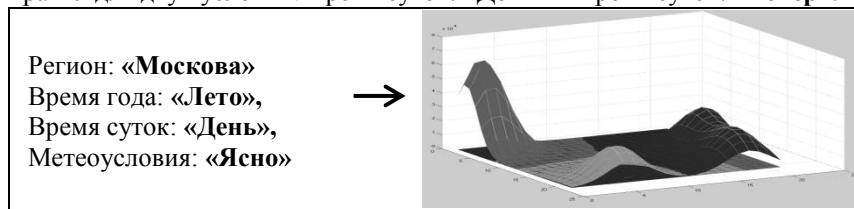
На рисунках типы поверхностей обозначены различными цветами.

Табл. 1

	Лес	Поле	Озеро
День (12:00)	90%	80%	95%
Вечер (19:00)	85%	80%	95%

В таблице 1 показан процент успешного распознавания каждого из объектов. По высоким результатам можно сделать вывод о качестве полученных плотностей распределения.

На рисунке 6 приведены примеры полученных в результате нечетких правил для двух условий: Время суток: «День» и Время суток: «Вечер».



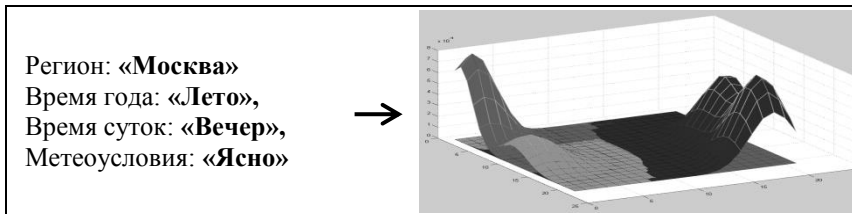


Рисунок 6. Пример нечетких правил

Для оценки работоспособности полученной нечеткой системы был проведен эксперимент по распознаванию изображения на рисунке 7. Условно изображение было смоделировано для времени 16:00.

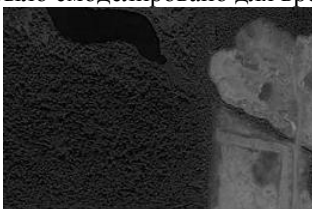


Рисунок 7. Исходное изображение

На рисунках 8 а), б) показаны результаты распознавания леса, поля и озера, при плотностях распределения вероятности обучающих изображений, а на рисунке в) при результирующей плотности распределения, полученной в результате работы нечеткой системы.



а) на основе плотности «День»



б) на основе плотности «Вечер»



в) На основе результирующей плотности



Рисунок 8. Эксперименты по распознаванию с различными плотностями распределения

В таблице представлены численные значения результатов распознавания.

Табл. 2

	Лес	Поле	Озеро
Плотность «День»	10%	95%	90%
Плотность «Вечер»	5%	0%	90%
Результирующая плотность	90%	90%	90%

Таким образом, предложенная методика использования нечетких систем при распознавании площадных ориентиров показала свою эффективность в случае изменяемых условий наблюдения.

### **Заключение**

Предложен алгоритм распознавания некоторых типов подстилающих поверхностей, адаптивный к изменению условий наблюдения.

Показано, что предлагаемый алгоритм позволяет существенно расширить условия функционирования автономных БЛА за счет повышения вероятности правильного распознавания наземных ориентиров при различных условиях наблюдения.

### **Список литературы**

[**Ким и др., 2011**] Ким Н.В., Кузнецов А.Г. «Автономная навигация БЛА на основе обработки и анализа видовой информации». Известия КБНЦ РАН. №1. 2011.

[**Визильтер и др., 2010**] Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю. «Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения»-М.: Физматкнига, 2010.