

**ПЕРЕДАЧА И ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ**

УДК 621.396

**С.Н. Кириллов, Ю.В. Звенигородский, П.С. Покровский****СИНТЕЗ ФАЗОМАНИПУЛИРОВАННЫХ РАДИОСИГНАЛОВ  
ДЛЯ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ СИСТЕМ МОНИТОРИНГА  
ОКОЛОЗЕМНОГО КОСМИЧЕСКОГО ПРОСТРАНСТВА***Обоснован комбинированный критерий качества для синтеза фазоманипулированных радиосигналов, учитывающий заданные требования на разрешающую способность и точность определения координат радиолокационной системой мониторинга околоземного пространства. Показано, что разработанный подход позволяет формировать нулевую зону автокорреляционной функции шириной до 3% относительно периода следования зондирующего сигнала при уровне боковых выбросов менее -26 дБ.***Ключевые слова:** синтез кодовой последовательности, фазоманипулированный радиосигнал, радиолокация, объекты космического мусора, космическое пространство.

**Введение.** В настоящее время для обнаружения и классификации объектов космического мусора (ОКМ) в околоземном пространстве наряду с оптическими средствами широко применяют радиолокационные системы (РЛС) [1]. Главным преимуществом радиолокационных методов мониторинга космического пространства является всепогодность и всесезонность подобных исследований [2]. Ввиду большой удаленности возможной цели от РЛС требуется обеспечить значительную энергетику зондирующего излучения. Общемировой практикой в подобных условиях функционирования является применение непрерывных сложных радиосигналов [1]. В настоящее время наибольшее распространение получили шумоподобные радиосигналы с бинарной фазовой манипуляцией (ФМн-2), которые характеризуются высокой помехоустойчивостью и простотой реализации генерирующих устройств и схем обработки. При этом используются сверхдлинные (с базой более 100 элементов) кодовые последовательности (КП) различных типов: последовательности максимальной длины, последовательности Лежандра и др. [3].

Как известно, данные КП обеспечивают уровень боковых выбросов (УБВ) автокорреляционной функции (АКФ) порядка -40 дБ, что не позволяет обнаруживать малоразмерные ОКМ в

окрестностях искусственных спутников Земли, характеризующихся значительной (десятки квадратных метров) эффективной площадью рассеяния. Это зачастую является причиной возникновения на орбите внештатных ситуаций, связанных со столкновением космических аппаратов (КА) с мусором.

В связи с этим актуальна задача синтеза шумоподобных ФМн-2 радиосигналов, обеспечивающих обнаружение малоразмерных ОКМ в окрестностях КА. С учетом поставленной задачи **целью работы** является разработка процедуры синтеза КП для ФМн-2 сигналов с нулевым значением УБВ в заданной области АКФ.

**Теоретическая часть.** Основными критериями качества радиосигналов РЛС мониторинга ОКМ являются разрешающая способность и точность определения параметров цели [1]. Как известно [4], данные свойства сигналов однозначно связаны с постоянной разрешения Вудворда  $T_R(0)$  и дисперсией измерения дальности  $\sigma_R^2$ , определяемыми выражениями:

$$T_R(0) = \int_{-\infty}^{+\infty} G^2(f) df / E^2, \quad (1)$$

$$\sigma_R^2 = c^2 / (4(2E / N_0)\beta^2), \quad (2)$$

где  $E$  – энергия периода зондирующего радиосигнала,  $G(f)$  – спектральная плотность мощ-

ности (СПМ) радиосигнала,  $c$  – скорость света в вакууме,  $N_0$  – СПМ теплового шума,  $\beta$  – эффективная полоса частот радиосигнала, рассчитываемая по формуле [4]:

$$\beta = 2\pi \sqrt{\int_{-\infty}^{+\infty} f^2 G^2(f) df} / (2E). \quad (3)$$

Таким образом, при синтезе радиосигналов РЛС необходимо учитывать ограничения, накладываемые на функционалы вида:

$$J_1 = \int_{-\infty}^{+\infty} G^2(f) df, \quad J_2 = \int_{-\infty}^{+\infty} f^2 G^2(f) df,$$

$$J_3 = \int_{-\infty}^{+\infty} G(f) df.$$

Так как энергетика ФМн-2 радиосигналов не зависит от структуры КП, то ограничения на функционал  $J_3$  учитываются автоматически при выборе вида модуляции. Применяя теорему Винера – Хинчина, можно выразить остальные функционалы через корреляционные свойства радиосигналов в виде:

$$J_1 = \int_{-\infty}^{+\infty} R^2(\tau) d\tau, \quad J_2 = \int_{-\infty}^{+\infty} (R'(\tau))^2 d\tau,$$

где  $R(\tau)$ ,  $R'(\tau)$  – периодическая АКФ радиосигнала и ее производная соответственно. С учетом свойств структуры ФМн-2 радиосигналов данные функционалы можно заменить следующими:

$$J_{01} = \sum_{i=1}^{N-1} R_{КП i}^2 / N(N-1), \quad (4)$$

$$J_{02} = \sum_{i=1}^{N-2} \Delta R_{КП i}^2 / N(N-2), \quad (5)$$

здесь  $R_{КП i}$  –  $i$ -й отсчет АКФ КП,  $N$  – длина КП,  $\Delta R_{КП i} = R_{КП i+1} - R_{КП i}$ .

Кроме того, для обнаружения ОКМ в окрестностях КА необходимо синтезировать радиосигнал с нулевой зоной АКФ в области главного пика. Это условие в математической форме записи имеет вид:

$$J_{03} = \sum_{i=1}^m R_{КП i}^2 / (N \cdot m), \quad (6)$$

где  $m$  – количество нулевых отсчетов АКФ КП.

Таким образом, задача синтеза зондирующих радиосигналов ставится как задача минимизации функционала  $J_{03}$  при ограничениях на функционалы  $J_{01}$  и  $J_{02}$ . Подобная задача относится к задачам многокритериальной оптимизации, при решении которых производят взвешенное суммирование введенных показателей качества для получения скалярного критерия [6]:

$$J = b(aJ_{01} - (1-a)J_{02}) + (1-b)J_{03}, \quad (7)$$

где  $a, b \in [0, 1]$  – множители Лагранжа.

Другим широко распространенным подходом при синтезе КП является применение минимаксных критериев качества [5]. В случае данного подхода минимизируется максимальный УБВ АКФ зондирующего радиосигнала. При этом целесообразно рассмотреть двухкритериальную задачу оптимизации:

$$J_{M1} = \max_{i=1; (N-1)} R_{КП i}^2 \rightarrow \min,$$

$$J_{M2} = \max_{i=1; m} R_{КП i}^2 \rightarrow \min.$$

Здесь первый критерий отвечает за общий уровень, а второй – за УБВ АКФ на заданном временном интервале. Для решения данной задачи применяется взвешенное суммирование введенных показателей качества для получения скалярного критерия [6]:

$$J_M = b_M J_{M1} + (1 - b_M) J_{M2}, \quad (8)$$

где  $b_M \in [0, 1]$  – множитель Лагранжа.

Таким образом, в ходе работы необходимо методом имитационного моделирования проверить эффективность использования функционалов (7) и (8).

При решении задач синтеза КП в настоящее время широко применяется метод покоординатного спуска [5]. Кроме того, разработаны модификации данного подхода, позволяющие повысить устойчивость процедуры синтеза к выбору начальных условий.

Как показывают проведенные в [7] исследования, при работе с КП длиной более 100 элементов целесообразным является применение процедуры модифицированного покоординатного спуска, которая относительно классического метода обеспечивает выигрыш по среднеквадратической ошибке приближения к заданной форме СПМ порядка 10%. Особенность данного подхода заключается в том, что в ходе оптимизации изменяется знак не у отдельного элемента КП, а у целого блока элементов. К составным блокам применяется классический метод покоординатного спуска, который повторяет перебор КП, пока имеет место уменьшение введенного критерия качества. Когда очередные итерации не приводят к уменьшению целевой функции задачи оптимизации, размер блока уменьшается в два раза и повторяется процедура покоординатного спуска для нового числа элементов, входящих в блок.

**Экспериментальная часть.** Для сравнения эффективности применения критериев минимумов функционалов (7) и (8) в целях формирования нулевой зоны АКФ ФМн-2 радиосигналов

проведено имитационное моделирование синтеза КП длиной от 100 до 1024 элементов. В ходе моделирования минимизация функционалов осуществлялась посредством рассмотренной процедуры оптимизации, ширина нулевой зоны варьировалась от 0,5 % до 3,1 % периода ФМн-2 радиосигнала, при этом для каждой точки набиралась статистика для 100 различных начальных условий, полученных на основе псевдослучайных последовательностей.

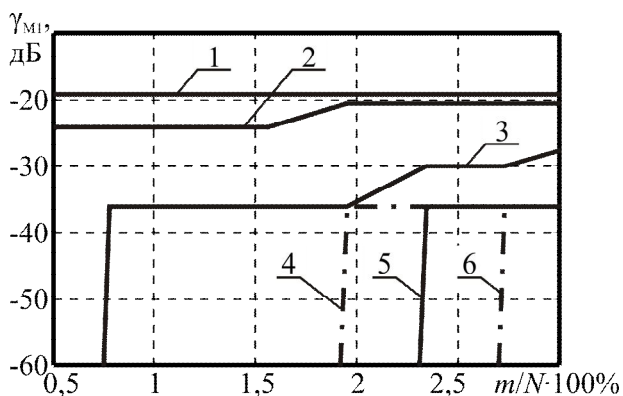
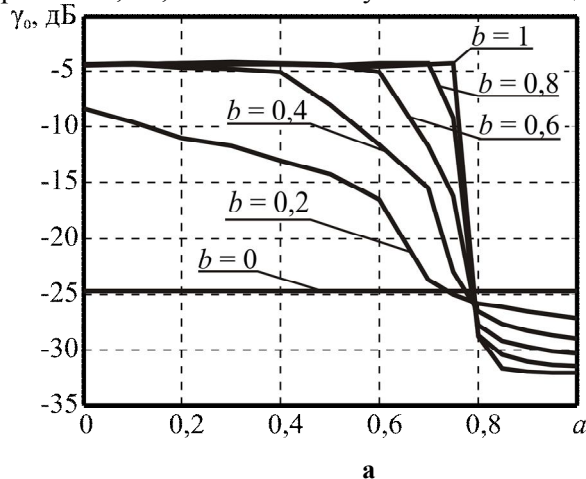


Рисунок 1 – Эффективность формирования нулевой зоны в АКФ

Результаты проведенного имитационного моделирования при  $N = 256$  представлены на рисунке 1 в виде зависимостей максимальной УБВ АКФ  $\gamma_{M1}$  внутри нулевой зоны от ее относительной ширины ( $m/N \cdot 100\%$ ). Здесь кривые 1, 3, 4 соответствуют минимизации



функционала (8) при следующих значениях:  $b_M = 1; 0, 2; 0$ , а кривые 2, 5, 6 – функционала (7) при  $b = 1; 0, 2; 0$ .

Сравнительный анализ представленных зависимостей показывает, что применение минимаксного подхода [см. формулу (8)] при решении поставленной задачи проигрывает случаю применения функционала (7) в плане достижимой ширины нулевой зоны более чем на 50 %. Кроме того, имеет место и проигрыш непосредственно в УБВ АКФ, который может достигать более 10 дБ (см. кривые 1 и 2, 3 и 5).

Таким образом, с учетом полученных результатов в дальнейшем применение минимаксного подхода к решению задачи синтеза ФМн-2 радиосигналов с нулевой зоной в окрестностях главного пика АКФ не рассматривается.

Также методом имитационного моделирования проведены исследования по анализу выбора значений коэффициентов  $a, b$ , обеспечивающих устойчивое формирование нулевой зоны АКФ ФМн-2 радиосигнала при длине КП  $N = 256$  элементов и относительной ширине нулевой зоны 3,125 %.

Полученные в ходе моделирования результаты представлены на рисунке 2 в виде зависимостей среднеквадратических значений общего УБВ АКФ  $\gamma_0$  и уровня на заданном временном интервале  $\gamma_1$ .

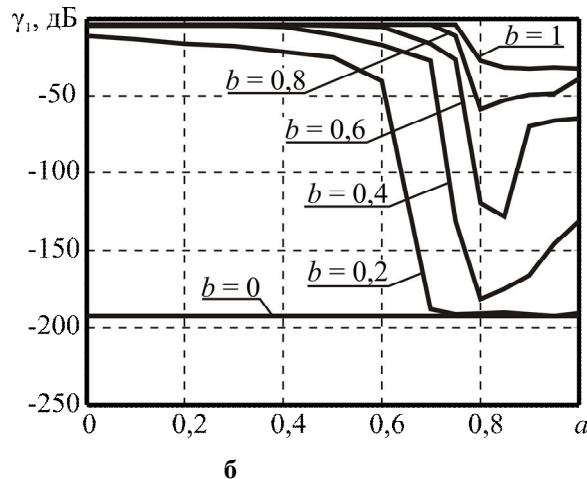


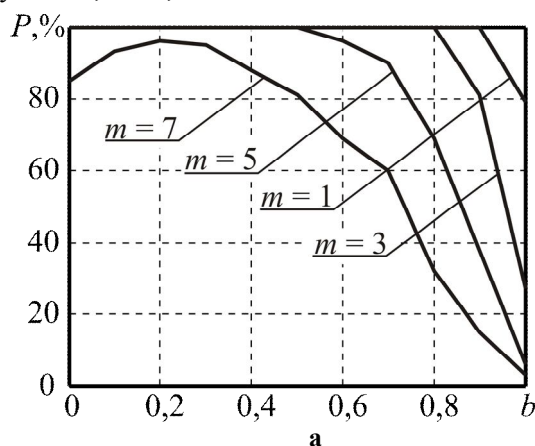
Рисунок 2 – УБВ АКФ синтезированного ФМн-2 радиосигнала при различных параметрах критерия качества

Анализ полученных результатов показывает, что при  $a \geq 0,8$  по УБВ АКФ синтезированные КП не уступают последовательностям Голда, для которых при данной длине 255 элементов  $\gamma_1 = -24$  дБ. При  $a \approx 0,8$  наблюдается минимум величины  $\gamma_1$  вне зависимости от значения параметра  $b$ , что соответствует формированию

нулевой зоны заданной ширины в окрестностях пика АКФ. Таким образом, для решения поставленной задачи синтеза целесообразно выбирать значение коэффициента  $a$  из интервала  $[0,8; 0,9]$ .

В целях обоснования выбора значения параметра  $b$  методом имитационного моделирования

проведены исследования по синтезу КП длиной 256 элементов с различной шириной нулевой зоны АКФ. При этом  $a=0,85$ , в качестве начального приближения использовались псевдослучайные последовательности. Полученные в ходе моделирования результаты в виде зависимостей вероятности формирования нулевой зоны  $P$  и УБВ АКФ  $\gamma_1$  синтезированного ФМн-2 радиосигнала от параметра  $b$  представлены на рисунках 3, а и 3, б соответственно.



Анализ представленных данных показывает, что по мере увеличения ширины нулевой зоны уменьшается вероятность ее формирования при случайных начальных условиях. Кроме того, по мере увеличения ширины окна появляется ярко выраженный оптимум в зависимости  $P(b)$  в точке  $b=0,2$ . Анализ рисунка 3, б показывает, что по мере увеличения  $m$  зависимость  $\gamma_0(b)$ , выраженная в дБ, стремится к линейной.

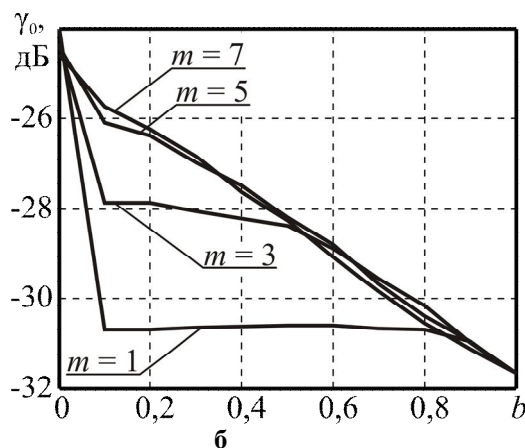


Рисунок 3 – Зависимости вероятности формирования нулевой зоны  $P$  и УБВ АКФ  $\gamma_1$  синтезированного ФМн-2 радиосигнала от параметра  $b$

Таким образом, значение параметра  $b$ , исходя из критерия уменьшения вычислительных затрат, необходимо задавать на уровне  $b=0,2$ . При этом обеспечивается вероятность формирования нулевой зоны АКФ ФМн-2 сигнала с относительной шириной до 3 % на уровне не менее 95 % при среднеквадратическом УБВ не более -26 дБ.

**Заключение.** В ходе работы обоснован комбинированный критерий качества для синтеза зондирующих ФМн-2 радиосигналов, учитывающий заданные требования на разрешающую способность и точность определения координат РЛС. Проведенные исследования показали, что разработанный подход позволяет с вероятностью 95 % формировать нулевую зону АКФ шириной до 3 % от периода следования зондирующего сигнала при УБВ менее -26 дБ. Это обеспечит возможность выявления мало-размерных ОКМ в окрестности КА в целях предупреждения внештатных ситуаций в околоземном космическом пространстве.

Работа выполнена в рамках реализации ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009 – 2013 годы (контракт №16.740.11.0269 от 24 сентября

2010 г., Соглашения № 14.B37.21.0466 и № 14.B37.21.0466) при поддержке гранта Президента РФ МК-343.2012.9 (договор № 16.120.11.343-МК).

#### Библиографический список

1. Stone M.L., Banner G.P. Radars for the Detection and Tracking of Ballistic Missiles, Satellites, and Planets // Lincoln Laboratory Journal, vol.12, num. 2, 2000. P.217-244.
2. Справочник по радиолокации / под ред. М. Сколника. – М.: Сов. радио, 1978. - 378 с.
3. Варакин Л.Е. Системы связи с шумоподобными радиосигналами. – М.: Радио и связь, 1985. - 384 с.
4. Кук Ч., Бернфельд М. Радиолокационные сигналы. – М.: Сов. радио, 1971. - 568 с.
5. Вакман Д.Е., Седлецкий Р.М. Вопросы синтеза радиолокационных сигналов. – М.: Сов. радио, 1973. - 312 с.
6. Гуткин Л.С. Оптимизация радиоэлектронных устройств по совокупности показателей качества. – М.: Сов. радио, 1975. - 368 с.
7. Покровский П.С. Процедура адаптивного к помеховой обстановке синтеза кодовой последовательности OQPSK- и MSK-сигналов для промышленных систем управления // Вестник РГРТУ. № 4. 2010. С. 43-50.

УДК 004.932.2:519.254

*Л.А. Демидова, Н.И. Нестеров, Р.В. Тишкин*

## СЕГМЕНТАЦИЯ СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ПРИМЕНЕНИЕМ АППАРАТА ТЕОРИИ НЕЧЕТКИХ МНОЖЕСТВ

*Показана целесообразность применения алгоритмов нечетких  $c$ -средних и возможностейных  $c$ -средних для сегментации изображений, поступающих с космических аппаратов дистанционного зондирования Земли.*

**Ключевые слова:** кластеризация, сегментация, алгоритм нечетких  $c$ -средних, алгоритм возможностейных  $c$ -средних, дистанционное зондирование Земли.

**Введение.** Сегментация изображений играет важную роль в системах дистанционного зондирования Земли и применяется для реализации распознавания сцен и выделения объектов. Обычно цифровое изображение представляется в виде прямоугольной сетки пикселей, что доставляет значительные неудобства при высокоуровневом анализе. Цель сегментации заключается в упрощении описания изображения путем перехода от представления в виде множества точек растра к представлению в виде множества объектов. Этот переход основан на выделении областей, имеющих схожие визуальные характеристики.

Пусть для исходного изображения можно выделить  $l$  характеристик (яркость, цвет, текстура, дисперсия и пр.), позволяющих локализовать интересующие объекты. Если для каждого пикселя можно выразить численное значение этих характеристик на шкале интервалов или отношений, то задачу сегментации можно свести к задаче кластеризации множества объектов в  $l$ -мерном пространстве. Стоит заметить, что задаче сегментации присуща неопределенность, обусловленная невозможностью однозначно классифицировать изображенные объекты, поэтому в данном случае целесообразно применять алгоритмы кластеризации, основанные на применении аппарата теории нечетких множеств и реализующие ту или иную интерпретацию неопределенности. В этом случае один и тот же пиксель изображения может принадлежать к нескольким кластерам одновременно, что обеспечивает гибкость дальнейшего анализа изображений.

**Цель работы.** Целью настоящей работы является исследование применимости алгоритмов нечеткой кластеризации для сегментации

изображений, поступающих с космических аппаратов дистанционного зондирования Земли.

**Математическая постановка задачи нечеткой кластеризации.** Пусть  $R$  – множество пикселей изображения, являющихся в данном случае объектами кластеризации. Каждому пикселю ставится в соответствие вектор численных оценок визуальных характеристик  $r_i = (r_i^1, r_i^2, \dots, r_i^l)$ , где  $r_i^j$  – численное значение  $j$ -й характеристики для  $i$ -го пикселя ( $i = \overline{1, n}$ ;  $j = \overline{1, l}$ ). В  $l$ -мерном пространстве характеристик необходимо определить функцию расстояния  $d(r_i, r_q)$ , отвечающую следующим условиям:

$$d(r_i, r_q) = 0 \Leftrightarrow r_i = r_q;$$

$$d(r_i, r_q) = d(r_q, r_i);$$

$$d(r_i, r_z) \leq d(r_i, r_q) + d(r_q, r_z).$$

В качестве такой функции расстояния  $d(r_i, r_q)$  в дальнейшем будет использоваться функция, основанная на вычислении евклидовой метрики:

$$d(r_i, r_q) = \sqrt{\sum_{j=1}^l (r_i^j - r_q^j)^2} \quad (1)$$

Наиболее известными алгоритмами нечеткой кластеризации являются алгоритм нечетких  $c$ -средних (FCM-алгоритм, fuzzy  $c$ -means) и его модификация – алгоритм возможностейных  $c$ -средних (PCM-алгоритм, possibilistic  $c$ -means).

Под задачей нечеткой кластеризации понимают нахождение нечеткого разбиения исходного множества объектов, которые образуют структуру нечетких кластеров, присутствующих в анализируемых данных. В зависимости от применяемого алгоритма кластеризации эта

задача сводится к нахождению степеней принадлежности (типичности) объектов (например, пикселей) нечетким кластерам, определяющим в совокупности нечеткое разбиение исходного множества пикселей.

В общем виде задача нечеткой кластеризации имеет вид: определить такое нечеткое разбиение  $P(R) = \{R_k \mid R_k \subseteq R\}$  множества пикселей изображения  $R$  на заданное количество  $c$  нечетких кластеров  $R_k$  ( $k = \overline{1, c}$ ), которое обеспечивает экстремум некоторой целевой функции  $f(P(R))$  среди всех нечетких разбиений [1]. Нечетким разбиением пикселей изображения  $R$  называется система нечетких подмножеств  $P(R) = \{R_k \mid R_k \subseteq R\}$ , если выполняется условие:  $\bigcup_k R_k = R$  ( $R_k \in R$ ).

**Алгоритм нечетких  $c$ -средних.** FCM-алгоритм реализует классическую – нечеткую – интерпретацию неопределенности.

FCM-алгоритм – итерационный алгоритм, вычисляющий значения функций принадлежности пикселей кластерам и параметры центров кластеров в соответствии со значениями функций принадлежности [1].

FCM-алгоритм предполагает минимизацию целевой функции, представляющей собой сумму взвешенных квадратов расстояний:

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (u_k(r_i))^m \cdot d^2(v_k, r_i) \quad (2)$$

при

$$\sum_{k=1}^c u_k(r_i) = 1 \quad (c \in N \text{ и } c > 1; i = \overline{1, n}), \quad (3)$$

где  $U = [u_k(r_i)]$  – нечеткое  $c$ -разбиение множества пикселей изображения  $R$  на основе функций принадлежности  $u_k(r_i)$ , определяющих степень принадлежности  $i$ -го пикселя  $k$ -му кластеру;  $V = (v_1, \dots, v_c)$  – центры кластеров;  $d(v_k, r_i)$  – расстояние между центром кластера  $v_k$  и пикселем  $r_i$  в соответствии с формулой (1);  $m$  – фаззификатор ( $m \in R$ ,  $m > 1$ );  $c$  – количество кластеров;  $n$  – количество пикселей;  $i = \overline{1, n}$ ;  $k = \overline{1, c}$ .

Следует отметить, что условие (3) определяет нечеткое разбиение множества пикселей изображения  $R$  в виде:  $\bigcup_k R_k = R$  ( $R_k \in R$ ).

Функции принадлежности  $u_k(r_i)$  играют роль весовых коэффициентов, определяя степень вклада пикселя в оценку центров кластеров и, соответственно, степень принадлежности  $i$ -го пикселя  $k$ -му кластеру. Размер вклада зависит

от выбора фаззификатора  $m$ , управляющего степенью «нечеткости» сегментации.

При малых значениях  $m$  нечеткое разбиение вырождается в четкое, при  $m \rightarrow \infty$  степени принадлежности пикселей каждому кластеру становятся равны  $1/c$ , то есть каждый пиксель равновероятно принадлежит каждому кластеру. Обычно в качестве значения фаззификатора  $m$  выбирается значение, равное 2.

FCM-алгоритм предполагает выполнение следующих шагов.

1. Инициализация начального нечеткого разбиения  $U = [u_k(r_i)]$ , удовлетворяющего условию (3).

2. Вычисление координат центров кластеров:

$$v_k^l = \frac{\sum_{i=1}^n u_k(r_i)^m \cdot r_i^l}{\sum_{i=1}^n u_k(r_i)^m}. \quad (4)$$

3. Вычисление новых значений функций принадлежности:

$$u_k(r_i) = \frac{1}{\sum_{t=1}^c \left( \frac{d(v_k, r_i)}{d(v_t, r_i)} \right)^{\frac{2}{m-1}}}. \quad (5)$$

4. Шаги 2 и 3 повторяются до тех пор, пока не будет выполнено заданное число итераций  $s$  или не будет достигнута заданная точность  $|J(U, V) - J'(U, V)| \leq \varepsilon$ , где  $J(U, V)$ ,  $J'(U, V)$  – значения целевой функции на двух последовательных итерациях.

При применении FCM-алгоритма определяются локально-оптимальное нечеткое разбиение, описываемое совокупностью функций принадлежности, и координаты центров кластеров. Для получения адекватных результатов нечеткой кластеризации необходимо многократное выполнение FCM-алгоритма при заданном числе кластеров для различных исходных нечетких разбиений для принятия окончательного решения об искомой нечеткой кластеризации.

В качестве показателя качества разбиения рекомендуется использовать индекс Се-Бени:

$$XB = \frac{J(U, V)}{n \cdot \min_{k \neq t} d(v_k, v_t)}, \quad (6)$$

где  $J(R, U)$  – целевая функция, вычисляемая по формуле (2).

Индекс Се-Бени учитывает как нечеткие степени принадлежности объектов центрам кластеров, так и геометрическое расположение цент-

ров кластеров и объектов [2], что в большинстве случаев позволяет получить адекватные результаты сегментации.

В результате работы FCM-алгоритма центры искоемых кластеров «стягиваются» к скоплениям объектов, обеспечивая при этом минимальное сходство между характеристиками пикселей, принадлежащих разным кластерам.

FCM-алгоритм не всегда точно оценивает координаты центров кластеров по причине используемого в нем в возможностного принуждения, которое устанавливает, что степени принадлежности кластерам для любого пикселя в сумме должны давать 1, то есть должны удовлетворять ограничению (3).

Степени принадлежности, вычисляемые на основе ограничения (3), определяют скорее степени разделения, чем степени типичности для пикселей. Поэтому атипичные пиксели (пиксели-шумы), расположенные на одинаковом расстоянии от реальных центров кластеров, могут сильно влиять на оценки координат центров кластеров, и, следовательно, на окончательный результат кластеризации. Для решения проблемы, связанной с негативным влиянием атипичных пикселей, необходимо ослабить ограничение, определяемое условием (3), и модифицировать целевую функцию.

Один из подходов, позволяющих снизить эффект шума (влияния атипичных пикселей на результаты кластеризации) основан на использовании весовых коэффициентов, которые обратно пропорциональны расстоянию пикселя от центра кластера. При этом степени принадлежности, вычисленные при нечеткой кластеризации с использованием FCM-алгоритма, не могут использоваться в качестве таких весовых коэффициентов, так как представляют собой относительные числа, характеризующие относительные, а не абсолютные расстояния между пикселями.

Наиболее известным алгоритмом нечеткой кластеризации, решающим проблему уменьшения влияния атипичных пикселей, является алгоритм возможностных  $c$ -средних, представляющий собой модификацию алгоритма нечетких  $c$ -средних.

**Алгоритм возможностных  $c$ -средних.** РСМ-алгоритм реализует возможностную интерпретацию неопределенности и основан на минимизации целевой функции вида [3]:

$$J(W, V) = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (w_k(r_i))^m \cdot d^2(v_k, r_i) +$$

$$+ \sum_{k=1}^c \eta_k^2 \cdot \sum_{i=1}^n (1 - w_k(r_i))^m, \quad (7)$$

где  $W = [w_k(r_i)]$  – возможностное  $c$ -разбиение множества пикселей изображения  $R$  на основе функций типичности  $w_k(r_i)$ , определяющих степень типичности  $i$ -го пикселя  $k$ -му кластеру;  $V = (v_1, \dots, v_c)$  – центры кластеров;  $d(v_k, r_i)$  – расстояние между центром кластера  $v_k$  и пикселем  $r_i$  в соответствии с формулой (1);  $m$  – фазификатор ( $m \in \mathbb{R}$ ,  $m > 1$ );  $\eta_k$  ( $k = \overline{1, c}$ ) – «ширина зоны», определяющая расстояние, на котором значение функции типичности пикселя  $k$ -му кластеру равно 0,5;  $c$  – количество кластеров;  $n$  – количество пикселей;  $i = \overline{1, n}$ ;  $k = \overline{1, c}$ .

В РСМ-алгоритме отбрасывается условие (3), обеспечивающее выполнение требования о том, что для любого пикселя  $r_i$  ( $i = \overline{1, n}$ ) сумма степеней принадлежности всем кластерам должна равняться 1. Это снижает влияние пикселей-шумов, расположенных на равном расстоянии от центров оптимального нечеткого разбиения.

Первое слагаемое в формуле (7) обеспечивает минимизацию расстояния от пикселей, типичных для данного кластера, до его центра; второе слагаемое максимизирует значения функции типичности пикселей кластеров, что позволяет избежать тривиальных разбиений.

Функции типичности могут быть вычислены как [3]:

$$w_k(r_i) = \frac{1}{1 + \left( \frac{d(v_k, r_i)}{\eta_k} \right)^{\frac{2}{m-1}}}. \quad (8)$$

Функции типичности  $w_k(r_i)$  определяются через абсолютное расстояние между центром кластера  $v_k$  и пикселем  $r_i$  и, следовательно, зависят только от расстояния между пикселем  $r_i$  и границей – «шириной зоны»  $\eta_k$   $k$ -го кластера и не зависят от расстояния между пикселем  $r_i$  и всеми другими центрами кластеров.

Для каждого  $k$ -го кластера ( $k = \overline{1, c}$ ) должно выполняться условие:

$$\sum_{i=1}^n w_k(x_i) = 1. \quad (9)$$

В РСМ-алгоритме координаты центров кластеров находятся в соответствии со следующей формулой:

$$v_k^l = \frac{\sum_{i=1}^n w_k(r_i)^m \cdot r_i^l}{\sum_{i=1}^n w_k(r_i)^m}. \quad (10)$$

PCM-алгоритм – итерационный алгоритм, вычисляющий значения функций типичности пикселей кластерам и параметры центров кластеров в соответствии со значениями функций типичности.

Так как обычно PCM-алгоритм инициализируется с помощью одного шага FCM-алгоритма, то значение «ширины зоны»  $\eta_j$  может быть определено как [3]:

$$\eta_k = \left( \frac{\sum_{i=1}^n (u_k(r_i))^m \cdot d^2(v_k, r_i)}{\sum_{i=1}^n (u_k(r_i))^m} \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (11)$$

PCM-алгоритм предполагает выполнение следующих шагов [3].

1. Инициализация начального нечеткого разбиения  $U = [u_k(r_i)]$ , удовлетворяющего условию (3) с использованием одного шага FCM-алгоритма.

2. Вычисление значений «ширины зоны»  $\eta_k$  ( $k = \overline{1, c}$ ) с помощью формулы (11).

3. Вычисление значений функций типичности в соответствии с формулой (8).

4. Вычисление координат центров кластеров в соответствии с формулой (10).

5. Шаги 3 и 4 повторяются до тех пор, пока не будет выполнено заданное число итераций  $s$  или не будет достигнута заданная точность  $|J(W, V) - J'(W, V)| \leq \varepsilon$ , где  $J(W, V)$ ,  $J'(W, V)$  – значения целевой функции на двух последовательных итерациях.

Применение PCM-алгоритма является эффективным, если множество пикселей изображения содержит пиксели-шумы. Однако применение PCM-алгоритма может привести к формированию совпадающих кластеров, так как функции типичности пикселей некоторому кластеру не зависят от расстояний пикселей до других кластеров. В этом случае разумным подходом будет являться одновременный учет как кластерной относительности, так и кластерной типичности пикселей.

#### Расширение пространства характеристик.

Применение FCM-алгоритма или PCM-алгоритма в описанном выше классическом варианте, то есть непосредственно к исходному множеству пикселей изображения с целью выполнения их сегментации сопровождается игнорированием

информации о расположении пикселей на исходном изображении, что может приводить к образованию множества мелких, значительно удаленных друг от друга областей, отнесенных к одному кластеру. При этом соседние пиксели могут быть отнесены к различным кластерам, из-за возможной зашумленности изображения.



Рисунок 1 – Исходное изображение «вертолетная площадка»

В качестве примера на рисунке 1 приведено исходное изображение «вертолетная площадка», полученное с космического аппарата Ресурс-ДК. На рисунке 2 показаны результаты сегментации этого изображения на основе FCM-алгоритма в классическом варианте. Как видно из рисунка, выделяемый объект – «вертолетная площадка» – фрагментировался на несколько несвязных областей, что может значительно затруднить его последующую высокоуровневую обработку.

Аналогичные результаты получаются и на основе PCM-алгоритма в классическом варианте.



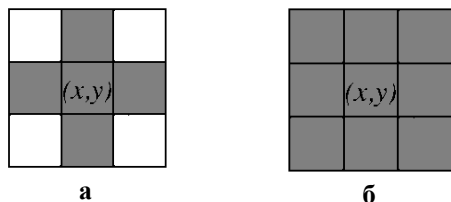
Рисунок 2 – Результаты сегментации на основе FCM-алгоритма без расширения пространства характеристик

Для устранения этого недостатка – фрагментации изображения на несвязные области – может быть реализовано так называемое расширение пространства характеристик [4].

При этом, если в классическом варианте алгоритма нечеткой кластеризации (то есть без расширения пространства характеристик) каж-



дому пикселю ставится в соответствие вектор  $r_i$ , составленный из значений характеристик только этого пикселя, то при выполнении расширения пространства характеристик осуществляется добавление в вектор  $r_i$  значений характеристик пикселей, соседних с рассматриваемым пикселем в четырех- или восьмисвязной области (рисунок 3).

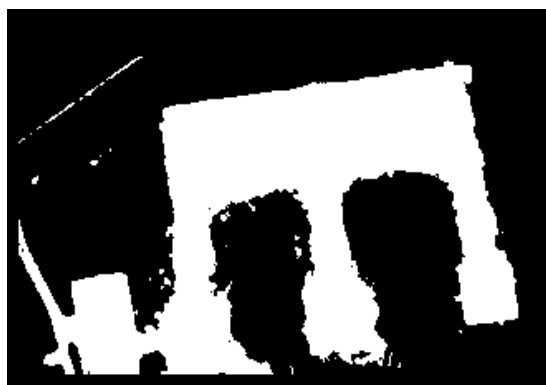


**Рисунок 3 – Области:**  
**а** – четырехсвязная область;  
**б** – восьмисвязная область

Сравнительный анализ результатов кластеризации с расширением пространства характеристик не выявил существенных различий в качестве сегментации при использовании четырех- и восьмисвязных областей. При этом скорость обработки четырехсвязной области существенно (до полутора раз) выше скорости обработки восьмисвязной. В связи с этим при сегментации изображений предпочтительней использовать расширение пространства характеристик на четырехсвязную область.

На рисунке 4 показаны результаты сегментации изображения, приведенного на рисунке 1, на основе FCM-алгоритма с расширением пространства характеристик с применением четырехсвязной области. Как видно из рисунка, расширение пространства характеристик позволило получить нефрагментированное выделение наблюдаемого объекта – вертолетной площадки.

Таким образом, расширение пространства характеристик обеспечивает получение более адекватных результатов сегментации.



**Рисунок 4 – Результаты сегментации на основе FCM-алгоритма с расширением пространства характеристик**

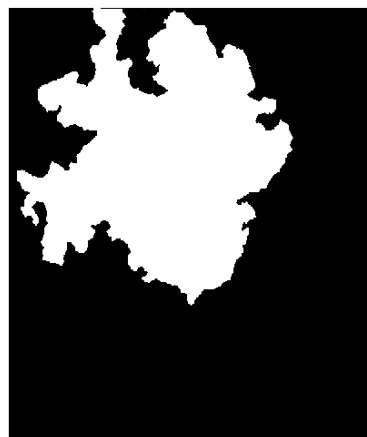
**Экспериментальные исследования.** Экспериментальные исследования описанных выше алгоритмов кластеризации были выполнены на задаче выделения облачных образований на спутниковых снимках. В этой предметной области кластеризацию целесообразно проводить в цветовом пространстве HSV (Hue, Saturation, Value – тон, насыщенность, значение) [5].

Поскольку человек без труда может опознать облачность на спутниковых снимках, за эталон сегментации могут быть приняты результаты ручного выделения облачных образований.

Исходное спутниковое изображение и результаты ручной обработки, представлены на рисунках 5 и 6 соответственно.



**Рисунок 5 – Исходное изображение**



**Рисунок 6 – Результаты ручного выделения облачных образований**

Для визуализации результатов работы описанных выше алгоритмов нечеткой кластеризации при выполнении сегментации изображений необходимо перевести результирующее нечеткое разбиение в четкое. При этом могут быть использованы следующие правила дефазификации.

«Если при реализации FCM-алгоритма  $u_k(r_i) > u_t(r_i)$  для  $t = \overline{1, c}$  и  $k \neq t$ , то пиксель  $r_i$

строго принадлежит к кластеру  $k$ ».

«Если при реализации РСМ-алгоритма  $w_k(r_i) > w_t(r_i)$  для  $t = \overline{1, c}$  и  $k \neq t$ , то пиксель  $r_i$  строго принадлежит к кластеру  $k$ ».

Результаты сегментации исходного изображения (рисунок 5) на основе FCM-алгоритма и РСМ-алгоритма приведены на рисунках 7 и 8 соответственно.

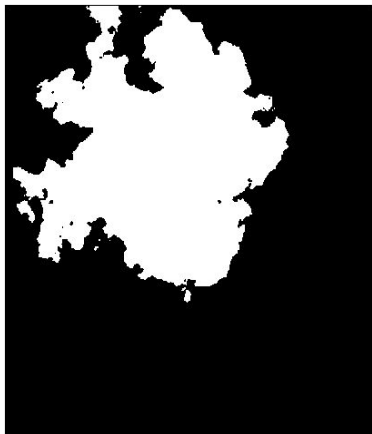


Рисунок 7 – Результаты сегментации на основе FCM-алгоритма

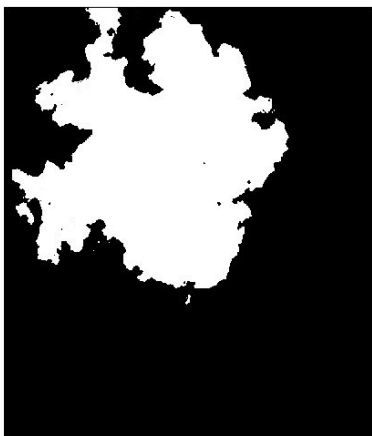


Рисунок 8 – Результаты сегментации на основе РСМ-алгоритма

Для оценки точностных характеристик каждого из алгоритмов нечеткой кластеризации при выполнении сегментации изображения, приведенного на рисунке 5, было проведено 50 экспериментов. На основе попиксельного сравнения результатов сегментации на основе FCM-алгоритма и РСМ-алгоритма с результатами ручного выделения облачных образований были рассчитаны усредненные процентные отношения верно и неверно классифицированных пикселей к общему количеству пикселей в исходном изображении, значения которых приведены в таблице. Полученные оценки точностных характеристик свидетельствуют о целесообразности применения алгоритмов нечеткой кластеризации к задачам сегментации изображений.

Результаты классификации пикселей	FCM-алгоритм	PCM-алгоритм
Верно классифицированные	94,73%	95,88%
Ошибочно отнесенные к кластеру «облако»	1,52%	2,35%
Ошибочно не отнесенные к кластеру «облако»	3,75%	1,77%

Для исходного изображения размером 600x700 пикселей усредненное за 50 экспериментов время сегментации на основе FCM-алгоритма составило 10,54 сек, а на основе PCM-алгоритма – 14,29 сек.

Следует отметить, что ввиду независимости расчетов для пикселей изображения в FCM-алгоритме и PCM-алгоритме скорость обработки можно существенно увеличить за счет использования технологии параллельных вычислений.

Для улучшения качества сегментации изображений и решения проблемы неоднозначной классификации некоторых пикселей разными алгоритмами кластеризации предлагается использовать машинный SVM-классификатор с обучением по методу опорных векторов (Support Vector Machine), позволяющий реализовать бинарную классификацию пикселей [6]. В этом случае хорошо классифицированные пиксели (то есть пиксели, одинаково классифицируемые FCM-алгоритмом и PCM-алгоритмом) следует использовать в качестве обучающей выборки классификатора, который затем может быть применен для классификации плохо классифицированных пикселей (то есть пикселей, по-разному классифицируемых FCM-алгоритмом и PCM-алгоритмом).

**Заключение.** Экспериментальные исследования показывают высокую эффективность применения алгоритмов нечеткой кластеризации при обработке изображений, поступающих с космических аппаратов дистанционного зондирования Земли. При этом расширение пространства характеристик на четырехсвязную область позволяет существенно улучшить результаты сегментации изображений при приемлемых временных затратах. Использование SVM-классификатора является целесообразным при выявлении проблемы неоднозначной классификации части пикселей изображения разными алгоритмами нечеткой кластеризации.

#### Библиографический список

1. S. Nascimenko, B. Mirkin, F. Moura-Pires. A fuzzy clustering model of data and fuzzy c-means. – IEEE Neural Networks Council, San Antonio, Texas, USA, 2000. – P. 302-307.
2. Демидова Л.А., Кираковский В.В., Пылькин А.Н. Принятие решений в условиях неопреде-

ленности. – М.: Горячая линия – Телеком. – 288 с.: ил.

3. R. Krishnapuram, J. Keller, A possibilistic approach to clustering. – IEEE Transactions on Fuzzy Systems, vol. 1, 1993. – P. 98–109.

4. R. Krishna Priya, Dr.C. Thangaraj, Dr.C. Kesavadas. Fuzzy C-Means method for Color Image Segmentation with L\*U\*V\* Color transformation. – IJCSI International Journal of Computer Science Issues, Vol. 1, Issue 1, 2011. – P. 123-127.

5. Тишкин Р.В. Мягкие вычисления в задачах сегментации космических изображений. – Цифровая обработка сигналов, №3, 2010. – С. 25-29.

6. I. Saha, U. Maulik, S. Bandyopadhyay, D. Plewczynski. SVMeFC: SVM ensemble fuzzy clustering for satellite image segmentation. – IEEE Geoscience and remote sensing letters, vol. 9, 2012. – P. 52-55.

УДК 681.518.3

**О.Е. Балашов, А.И. Степашкин**

## АЛГОРИТМ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ УГЛОВЫХ КООРДИНАТ ОБЪЕКТА, ДВИЖУЩЕГОСЯ ПРЯМОЛИНЕЙНО РАВНОУСКОРЕННО

*Предложен алгоритм прогнозирования направления на сопровождаемый объект, движущийся в пространстве по линейной равноускоренной траектории, при отсутствии информации о дальности.*

**Ключевые слова:** оптико-механическая система, сопровождение объектов, прогнозирование.

**Введение.** Высокоточное автоматическое сопровождение движущихся объектов является одной из важнейших задач, решаемой современными бортовыми оптико-механическими системами (ОМС). Автоматическое сопровождение объекта по данным видеонаблюдений – это постоянное отслеживание углового положения объекта в пространстве по последовательности видеокладов и совмещение оптической оси видеодатчика ОМС с направлением на объект [1]. Для качественного решения поставленной задачи необходимо учитывать возможность наличия случаев кратковременного пропадания информации о положении объекта на изображении. В таких ситуациях, чтобы не потерять объект, необходимо переходить в режим управления приводами оптико-механической системы по прогнозируемому направлению на объект [2].

**Цель работы.** Рассмотрение алгоритма прогнозирования угловых координат объекта (направления на сопровождаемый объект) относительно носителя ОМС в предположении, что объект движется в пространстве относительно носителя равноускоренно и прямолинейно (алгоритм прогнозирования угловых координат объекта при движении последнего относительно носителя равномерно и прямолинейно приведен в [2]).

**Алгоритм прогнозирования угла азимута объекта.** Без потери общности рассуждений будем полагать, что сопровождение объекта осуществляется ОМС с двухосным карданным

подвесом, а угловые координаты объекта  $\theta$  (азимут),  $\varphi$  (угол места) определяются в системе сопровождения как  $\theta = \theta_d + \varepsilon_\theta + \zeta_\theta$ ,  $\varphi = \varphi_d + \varepsilon_\varphi + \zeta_\varphi$ , где  $\theta_d$  – измеренное датчиком значение угла  $\theta$  поворота рамки двух-осного карданного подвеса,  $\varphi_d$  – измеренное значение угла  $\varphi$  поворота рамки подвеса,  $\varepsilon_\theta$ ,  $\varepsilon_\varphi$  – ошибки сопровождения объекта системой, зависящие от его положения в текущем кадре изображения и текущих углов поворота рамок подвеса,  $\zeta_\theta$ ,  $\zeta_\varphi$  – ошибки измерений угловых координат объекта. Значения  $\theta$ ,  $\varphi$  без учета ошибок измерений можно определить по выражениям [3, 4].

Рассмотрим модель прямолинейного равноускоренного движения объекта в трехмерном пространстве с измерением без ошибок его угловых координат (азимута  $\theta$  и угла места  $\varphi$ ) относительно ОМС. В случае отсутствия информации о расстоянии до объекта (неизмеряемая координата) при наличии измеряемых угловых координат объекта можно говорить о бесконечном множестве параллельных прямых в пространстве траекторий, имеющих в моменты измерения  $\bar{n} = nT$ ,  $n = 1, 2, \dots$  [ $n$  – номер измерения,  $T$  – интервал времени между двумя соседними измерениями ( $T = \text{const}$ )] одинаковые значения измеряемых угловых координат.

Из бесконечного множества траекторий с

совпадающими угловыми координатами за основу для дальнейшего рассмотрения примем одну из них, изображенную на рисунке 1, называемую далее условной. Проекция траектории на плоскость  $OXY$  проходит на расстоянии  $R$  от начала неподвижной системы координат  $OXYZ$ .

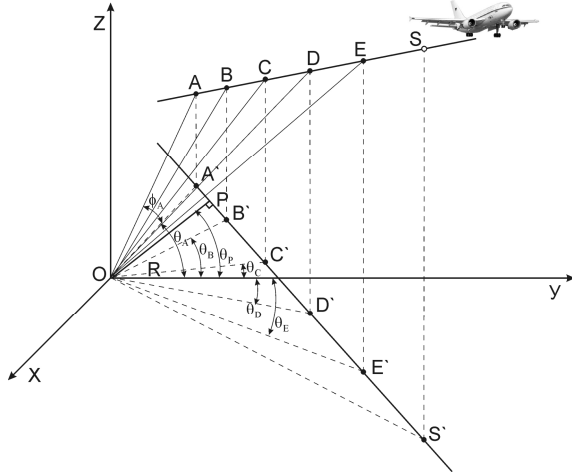


Рисунок 1 – Условная траектория движения объекта

Рассмотрим алгоритм прогнозирования угла азимута объекта. Пусть к моменту пропадания информации о положении объекта имеется последовательность измеренных значений угловых координат  $\theta_{n-i}, \varphi_{n-i}, i = \overline{0, N}$ , где  $N$  – число, кратное четырем. На рисунке 1 отмечены равноудаленные одна от другой по времени на интервал  $NT/4$  точки  $A, B, C, D, E$  траектории, используя координаты которых можно определить текущую скорость и ускорение объекта.

Расстояния между точками траектории, соответствующими соседним измерениям угловых координат объекта, изменяются в соответствии с законом равноускоренного движения. На рисунке 1 отмечены угловые координаты по азимуту  $\theta_A, \theta_B, \theta_C, \theta_D, \theta_E$ . Предполагается, что измерение углов азимута осуществляется от оси  $OY$ . Точка  $P$  на рисунке – ближайшая от начала системы координат точка проекции траектории объекта на горизонтальную плоскость. Точки  $A', B', C', D', E'$  проекции траектории являются проекциями точек  $A, B, C, D, E$  и, в случае прямолинейности траектории объекта, лежат на одной прямой.

Будем считать, что в текущий момент времени  $nT$  объект находится в точке  $E$  с координатами  $(X_0^n, Y_0^n)$  и движется со скоростью  $v^n$  и ускорением  $a^n = a = const$  (движение равноускоренное).

Координаты объекта в предыдущие моменты времени в горизонтальной плоскости можно вычислить по следующим линейным разностным уравнениям:

$$\begin{aligned} X(nT - iT) &= X_0^n - v_X^n iT - a_X \frac{(iT)^2}{2}, \quad i = \overline{0, N}; \\ Y(nT - iT) &= Y_0^n - v_Y^n iT - a_Y \frac{(iT)^2}{2}, \quad i = \overline{0, N}, \end{aligned} \quad (1)$$

где  $v_X^n, v_Y^n, a_X, a_Y$  – соответственно проекции на координатные оси  $OX$  и  $OY$  текущей скорости и ускорения движения объекта на текущем кадре,  $T$  – период поступления видеокadres. Используя (1),  $X, Y$  координаты точек  $A, B, C, D, E$  можно выразить в виде

$$\begin{aligned} X_E &= X_0^n, & Y_E &= Y_0^n; \\ X_D &= X_0^n - V_X - \frac{A_X}{2}, & Y_D &= Y_0^n - V_Y - \frac{A_Y}{2}; \\ X_C &= X_0^n - 2V_X - 2A_X, & Y_C &= Y_0^n - 2V_Y - 2A_Y; \\ X_B &= X_0^n - 3V_X - \frac{9A_X}{2}, & Y_B &= Y_0^n - 3V_Y - \frac{9A_Y}{2}; \\ X_A &= X_0^n - 4V_X - 8A_X, & Y_A &= Y_0^n - 4V_Y - 8A_Y, \end{aligned} \quad (2)$$

где  $V_X = v_X^n \frac{N}{4} T, V_Y = v_Y^n \frac{N}{4} T, A_X = a_X \frac{N}{4} T, A_Y = a_Y \frac{N}{4} T$ . Соответственно углы азимута точек  $A, B, C, D, E$  вычисляются по соотношениям:

$$\begin{aligned} \operatorname{tg}(\theta_E) &= \frac{X_0^n}{Y_0^n}; & \operatorname{tg}(\theta_D) &= \frac{X_0^n - V_X - \frac{A_X}{2}}{Y_0^n - V_Y - \frac{A_Y}{2}}; \\ \operatorname{tg}(\theta_C) &= \frac{X_0^n - 2V_X - 2A_X}{Y_0^n - 2V_Y - 2A_Y}; \\ \operatorname{tg}(\theta_B) &= \frac{X_0^n - 3V_X - \frac{9A_X}{2}}{Y_0^n - 3V_Y - \frac{9A_Y}{2}}; \\ \operatorname{tg}(\theta_A) &= \frac{X_0^n - 4V_X - 8A_X}{Y_0^n - 4V_Y - 8A_Y}. \end{aligned} \quad (3)$$

Из бесконечного множества параллельных прямых в пространстве траекторий с заданными угловыми координатами  $\theta_A, \theta_B, \theta_C, \theta_D, \theta_E$  выберем одну траекторию объекта, задавшись некоторым значением координаты  $Y_E$  (для траектории объекта, показанной на рисунке 1, значение  $Y_E$  положительно). Координата  $X_E$  будет равна:

$$X_E = Y_E \operatorname{tg}(\theta_E). \quad (4)$$

Тогда с использованием (4) и полагая, что  $Y_E$  задана, систему уравнений (3) можно преобразовать к следующей системе из четырех уравнений с четырьмя неизвестными ( $V_X, V_Y, A_X, A_Y$ ):

$$\begin{cases} Y_E(\operatorname{tg}(\theta_D) - \operatorname{tg}(\theta_E)) + V_X + \frac{A_X}{2} - V_Y \operatorname{tg}(\theta_D) - A_Y \frac{\operatorname{tg}(\theta_D)}{2} = 0; \\ Y_E(\operatorname{tg}(\theta_C) - \operatorname{tg}(\theta_E)) + 2V_X + 2A_X - 2V_Y \operatorname{tg}(\theta_C) - 2A_Y \operatorname{tg}(\theta_C) = 0; \\ Y_E(\operatorname{tg}(\theta_B) - \operatorname{tg}(\theta_E)) + 3V_X + \frac{9}{2}A_X - 3V_Y \operatorname{tg}(\theta_B) - A_Y \frac{9 \operatorname{tg}(\theta_B)}{2} = 0; \\ Y_E(\operatorname{tg}(\theta_A) - \operatorname{tg}(\theta_E)) + 4V_X + 8A_X - 4V_Y \operatorname{tg}(\theta_B) - 8A_Y \operatorname{tg}(\theta_B) = 0. \end{cases} \quad (5)$$

Решить систему уравнений (5) можно, например, методом Гаусса.

При пропадании информации об измеряемых координатах объекта [последнее измерение получено в момент времени  $n$  (точка  $E$  на траектории)], прогнозирование траектории движения объекта в момент времени  $(n+k)T$  можно осуществить по выражению

$$\theta_{n+k}^{jd} = \operatorname{atg} \frac{X_0^n + v_X^n kT + a_X \frac{(kT)^2}{2}}{Y_0^n + v_Y^n kT + a_Y \frac{(kT)^2}{2}}, \quad (6)$$

где  $X_0^n, Y_0^n, v_X^n, v_Y^n, a_X, a_Y$  – значения, вычисленные по данным, полученным на момент поступления последнего видеокadra, на котором был обнаружен объект.

Данный алгоритм применим для прогнозирования направления на объект, если последний движется прямолинейно и равноускоренно. В другом случае траектория объекта может быть аппроксимирована отрезками прямых линий, на которых сохраняется характер равноускоренного движения. В случае движения объекта по прямой равномерно или аппроксимации траектории отрезками прямых линий, на которых сохраняется характер равномерного движения, для уменьшения ошибок прогнозирования следует использовать модель прямолинейного и равномерного движения объекта [2].

Для использования описанного алгоритма требуется, чтобы углы направления на объект в точках  $A, B, C, D, E$  удовлетворяли следующему условию (при движении объекта по траектории, проекция которой не проходит через центр системы координат  $OXYZ$ , и отсутствии ошибок измерения условие выполняется всегда)

$$\theta_A < \theta_B < \theta_C < \theta_D < \theta_E \quad \text{или} \quad \theta_A > \theta_B > \theta_C > \theta_D > \theta_E. \quad (7)$$

**Алгоритм прогнозирования угла места объекта.** Для указания направления на объект, кроме угла азимута, необходимо вычислить угол

места  $\varphi$ . Из рассмотрения рисунка 1 вытекают следующие выражения

$$\begin{aligned} OA' &= \frac{R}{\cos(\theta_P - \theta_A)}; \quad OB' = \frac{R}{\cos(\theta_P - \theta_B)}; \\ OC' &= \frac{R}{\cos(\theta_P - \theta_C)}; \quad OD' = \frac{R}{\cos(\theta_P - \theta_D)}; \\ OE' &= \frac{R}{\cos(\theta_P - \theta_E)}. \end{aligned} \quad (8)$$

Определим угол  $\theta_P$  между осью  $OY$  и отрезком  $OP$ , перпендикулярным к проекции условной траектории объекта на горизонтальную плоскость. Например, в случае нахождения точки  $P$  в правой полуплоскости системы координат  $OXY$  имеем

$$\theta_P = \begin{cases} \frac{\pi}{2} - \operatorname{atg} \left( \frac{X_E - X_A}{Y_E - Y_A} \right), & \text{если } \frac{X_E - X_A}{Y_E - Y_A} > 0; \\ \frac{\pi}{2} + \operatorname{atg} \left( \frac{X_E - X_A}{Y_E - Y_A} \right), & \text{иначе.} \end{cases} \quad (9)$$

Координаты точки  $P$  определим по координатам точек  $A, B, C, D, E$ . Значение  $X_E - X_A / Y_E - Y_A$  вычислим с использованием (2) и (6) по выражению

$$\frac{X_E - X_A}{Y_E - Y_A} = \frac{V_X N + 2A_X N^2}{V_Y N + 2A_Y N^2}. \quad (10)$$

Координаты  $Z_C, Z_D$  и  $Z_E$ , необходимые для вычисления скорости и ускорения вдоль оси  $OZ$ , равны соответственно

$$\begin{aligned} Z_C &= OC' * \operatorname{tg}(\varphi_C) = \frac{R \cdot \operatorname{tg}(\varphi_C)}{\cos(\theta_P - \theta_C)}; \\ Z_D &= OD' * \operatorname{tg}(\varphi_D) = \frac{R \cdot \operatorname{tg}(\varphi_D)}{\cos(\theta_P - \theta_D)}; \\ Z_E &= OE' * \operatorname{tg}(\varphi_E) = \frac{R \cdot \operatorname{tg}(\varphi_E)}{\cos(\theta_P - \theta_E)}. \end{aligned} \quad (11)$$

Исходя из характера движения объекта (прямолинейное равноускоренное) для координат  $Z$  точек  $C, D$  и  $E$  справедливы соотношения

$$\begin{aligned} Z_E &= Z_0^n; \quad Z_D = Z_0^n - V_Z - \frac{A_Z}{2}; \\ Z_C &= Z_0^n - 2V_Z - 2A_Z, \end{aligned} \quad (12)$$

где  $V_Z = v_Z^n \frac{N}{4} T$  и  $A_Z = a_Z \frac{N}{4} T$ ,  $v_Z, a_Z$  – проекции на координатную ось  $OZ$  текущей скорости и ускорения движения объекта на текущем кадре.

Из (12) можно вычислить параметры движения объекта в вертикальной плоскости ( $V_Z, A_Z$ ),

решив систему уравнений

$$\begin{cases} V_Z + \frac{A_Z}{2} - Z_E + Z_D = 0; \\ 2V_Z + 2A_Z - Z_E + Z_C = 0. \end{cases} \quad (13)$$

Решение системы уравнений (13) имеет вид

$$\begin{aligned} A_Z &= 2Z_D - Z_E - Z_C = \\ &= R \left[ \frac{2\operatorname{tg}(\varphi_D)}{\cos(\theta_P - \theta_D)} - \frac{\operatorname{tg}(\varphi_E)}{\cos(\theta_P - \theta_E)} - \frac{\operatorname{tg}(\varphi_C)}{\cos(\theta_P - \theta_C)} \right]; \\ V_Z &= Z_E - Z_D - \frac{A_Z}{2} = \\ &= R \left[ \frac{3\operatorname{tg}(\varphi_E)}{2\cos(\theta_P - \theta_E)} - \frac{2\operatorname{tg}(\varphi_D)}{\cos(\theta_P - \theta_D)} + \frac{\operatorname{tg}(\varphi_C)}{2\cos(\theta_P - \theta_C)} \right]. \end{aligned} \quad (14)$$

Прогнозируемое значение координаты  $Z$  на  $k$  интервалов времени можно представить как

$$Z_{iD}(nT + kT) = Z_0^n + V_Z^n kT + A_Z \frac{(kT)^2}{2}. \quad (15)$$

Обозначим точкой  $S$  прогнозируемую точку на пространственной условной траектории движения объекта, а  $S'$  ее проекцию на горизонтальную плоскость. Длина отрезка  $OS'$  может быть выражена как

$$(OS')_{iD}(nT + kT) = \frac{R}{\cos(\theta_P - \theta_{n+k}^{iD})}. \quad (16)$$

Для прогнозируемого значения угла места справедливым будет выражение

$$\operatorname{tg} \varphi_{n+k}^{iD} = \frac{Z_{iD}(nT + kT)}{(OS')_{iD}(nT + kT)}. \quad (17)$$

Из (11), (14), (15) можно получить выражение для вычисления угла места  $\varphi_{n+k}^{iD}$  в виде:

$$\begin{aligned} \varphi_{n+k}^{iD} &= \operatorname{atg} \left( \left[ \frac{\operatorname{tg}(\varphi_E)}{\cos(\theta_P - \theta_E)} + \frac{5k}{N} \left( \frac{3\operatorname{tg}(\varphi_E)}{2\cos(\theta_P - \theta_E)} - \right. \right. \right. \\ &\quad \left. \left. - \frac{2\operatorname{tg}(\varphi_D)}{\cos(\theta_P - \theta_D)} + \frac{\operatorname{tg}(\varphi_C)}{2\cos(\theta_P - \theta_C)} \right) \right] + \\ &\quad \left. + \frac{25k}{N^2} \left( \frac{2\operatorname{tg}(\varphi_D)}{\cos(\theta_P - \theta_D)} - \frac{\operatorname{tg}(\varphi_E)}{\cos(\theta_P - \theta_E)} - \right. \right. \\ &\quad \left. \left. - \frac{\operatorname{tg}(\varphi_C)}{\cos(\theta_P - \theta_C)} \right) \right] \cos(\theta_P - \theta_{n+k}^{iD}) \right). \end{aligned} \quad (18)$$

**Результаты моделирования алгоритма прогнозирования угловых координат объекта.** При пропадании информации о положении объекта на изображении ОМС переходит в режим прогнозирования направления на объект. Проведем исследование точности работы ОМС в режиме прогнозирования угловых координат объекта в случаях аппроксимации его траекто-

рии полиномом невысокой степени и по предлагаемому алгоритму.

Для моделирования работы предлагаемого алгоритма считаем, что объект в пространстве движется равноускоренно по прямолинейной траектории, описываемой уравнениями:

$$X(n) = X_0 + nv_X + \frac{a_X n^2}{2}; \quad Y(n) = Y_0 + nv_Y + \frac{a_Y n^2}{2};$$

$$Z(n) = Z_0 + nv_Z + \frac{a_Z n^2}{2};$$

$$v_Z = v \sin(\beta_0); \quad v_X = v \cos(\beta_0) \cos(\alpha_0);$$

$$v_Y = v \cos(\beta_0) \sin(\alpha_0), \quad a_Z = a \sin(\beta_0);$$

$$a_X = a \cos(\beta_0) \cos(\alpha_0); \quad a_Y = a \cos(\beta_0) \sin(\alpha_0),$$

где  $X_0 = -10000$  м,  $Y_0 = 1000$  м,  $Z_0 = 500$  м – начальные координаты объекта,  $v = 1$  М/с – начальная скорость движения объекта,  $a = 1$  М/с<sup>2</sup> – ускорение объекта,  $\beta_0 = 0^\circ$  – угол наклона траектории объекта к горизонтальной плоскости,  $\alpha_0 = 0^\circ$  – угол наклона проекции траектории объекта на горизонтальную плоскость к оси  $OX$ ,  $v_X$ ,  $v_Y$ ,  $v_Z$ ,  $a_X$ ,  $a_Y$ ,  $a_Z$  – проекции начальной скорости и ускорения объекта на координатные оси  $OX$ ,  $OY$ ,  $OZ$  соответственно,  $n$  – номер видеокadra,  $T = 1$ . При моделировании принято  $N = 80$ .

В данном примере ошибки измерений угловых направлений на объект моделируются аддитивным шумом с нормальным законом распределения, нулевым математическим ожиданием ( $m = 0$ ) и СКО  $\sigma = 0.02^\circ$ , который вносит погрешность в измерения, соизмеримую с ошибками дискретизации двенадцатиразрядных датчиков углов поворота, ошибками дискретизации изображений.

На рисунке 2 иллюстрируется поведение прогнозируемой траектории объекта при пропадании информации о координатах последнего (на 200 кадре). Показаны графики угловой траектории объекта по азимуту (кривая 1), траектории объекта с учетом прогноза с использованием предлагаемого алгоритма (кривая 2), траектории объекта с учетом прогноза, использующего аппроксимацию угловой траектории полиномом второй степени (кривая 3). Ошибки прогнозирования показаны в таблице, из которой очевидна эффективность предложенного алгоритма.

Моделирование прогнозирования угла места объекта дает похожие результаты.

При обнаружении изменений в параметрах траектории объекта производится сброс накопленной информации о движении объекта, и

оценки параметров траектории рассчитываются заново.

### Ошибки прогнозирования

Длительность прогноза, кадры	10	50	100	150
Ошибка прогнозирования по предлагаемому алгоритму	0,05	0,27	0,9	1,5
Ошибка аппроксимации полиномом 2 степени	0,4	5,6	23,1	52,3

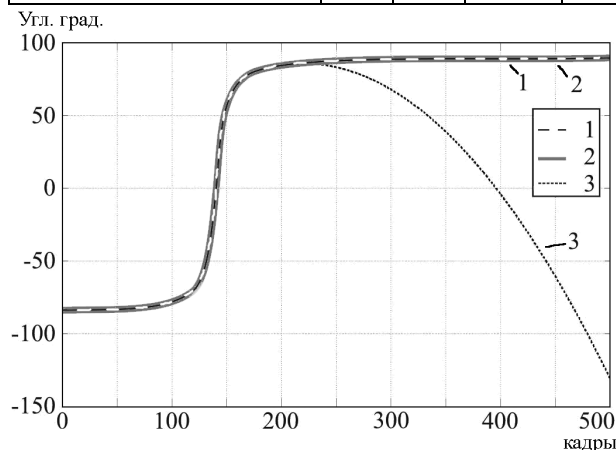


Рисунок 2 – Графики направления на объект по азимуту

**Заключение.** На практике информация об измеренных угловых координатах объекта всегда поступает в ОМС с некоторой ошибкой, величина которой зависит от точности алгоритма измерения координат объекта, точности датчиков углов поворота рамок кардана ОМС и т.п. Ошибки измерения направления на объект оказывают значительное влияние на точность вычисления параметров траектории объекта. Особенно это проявляется при небольших изменениях угловых координат объекта в течение используемой для прогноза предыстории. Для повышения точности вычисления параметров движения объекта можно:

- увеличить предысторию для расчета параметров движения;
- осуществить временную фильтрацию па-

раметров траектории объекта;

– применить методы оценки зашумленных измерений параметров траектории, например, фильтр Калмана [5].

Представленный пример прогноза траектории объекта и данные из таблицы позволяют сделать вывод об очевидной эффективности использования предлагаемого алгоритма прогнозирования при отсутствии информации о дальности до объекта. Так, в рассмотренном примере при прогнозировании на 50 кадров ошибка прогнозирования по предлагаемому алгоритму в 20 раз меньше ошибки прогнозирования по полиному 2 порядка.

Исследования выполнены при поддержке государственного контракта № П1002 от 27 мая 2010 г., заключенного с Министерством образования и науки.

### Библиографический список

1. Аллатов Б.А., Бабаян П.В., Балашиов О.Е., Степашикин А.И. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление. – М.: Радиотехника, 2008. – 176 с.
2. Аллатов Б.А., Балашиов О.Е., Степашикин А.И. Прогнозирование угловых координат движущихся объектов в бортовых оптико-механических системах // Информационно-управляющие системы. 2011. № 5. С. 2 – 7.
3. Аллатов Б.А., Балашиов О.Е., Степашикин А.И. Формирование управления приводами трехосного карданного подвеса в системе сопровождения объектов // Изв. вузов. Приборостроение. 2006. Т. 49, №5. С. 24–28.
4. Аллатов Б.А., Балашиов О.Е., Степашикин А.И. Повышение точности сопровождения объектов бортовой оптико-механической системой с двухосным карданным подвесом // Мехатроника, автоматизация, управление. Вып. 9. – М., 2008. – С. 20-23.
5. Расчет и проектирование цифровых сглаживающих и преобразующих устройств; под ред. Ю.М. Коршунова. – М.: Энергия, 1976. – 336 с.

УДК: 004.93

*Н.М. Мирзаев*

## МОДЕЛЬ ВЫДЕЛЕНИЯ ПРИЗНАКОВ В ЗАДАЧЕ ДИАГНОСТИКИ ФИТОСОСТОЯНИЯ РАСТЕНИЙ ПО ИЗОБРАЖЕНИЯМ ЛИСТЬЕВ

*Рассмотрен статистический подход к решению задачи выделения признаков при определении фитосанитарного состояния культурных растений по изображениям листьев. На базе этого подхода предложена модель формирования диагностических признаков изображений. При этом вычисляются различные статистические характеристики для каждого*

фрагмента исходного изображения листьев. Для проверки работоспособности предложенной модели проведены экспериментальные исследования при решении задачи распознавания фитосанитарного состояния хлопчатника по изображениям листьев.

**Ключевые слова:** базовые фрагменты изображений, диагностика заболеваний растений, предпочтительность признаков, сильносвязанность признаков, диагностические признаки листьев.

**Введение.** В последние годы повысилось число публикаций в области создания информационных систем практически по всем направлениям сельскохозяйственной науки и производства. Это обстоятельство связано с тем, что при компьютерной поддержке интеллектуальной деятельности специалистов обеспечивается повышение продуктивности предметной области отраслевой технологии [1].

Одна из центральных проблем в области использования информационных технологий в сельском хозяйстве связана с вопросами создания информационных систем распознавания фитосанитарного состояния и прогнозирования развития, распространения вредных организмов сельскохозяйственных культур. Это связано с тем, что проблема защиты растений от вредных организмов является одной из важнейших, затрагивающих интересы государства. Вместе с тем стало очевидным, что без объективной информации о состоянии вредителей, болезней и сорняков сельскохозяйственных культур, с одной стороны, окружающей среды и тенденциях ее изменения – с другой, практическая реализация мер защиты связана с завышенными затратами. Применение автоматизированной системы диагностики и контроля фитосанитарного состояния позволяет повысить достоверность используемой диагностикой информации и дает возможность для осуществления более ранней и достаточно точной диагностики заболеваний растений и принятий решений о проведении мероприятий по их защите. В связи с этим создание компьютерных систем диагностики заболеваний растений (в том числе и хлопчатника) представляет собой исключительно важную задачу при управлении урожаем сельскохозяйственных культур.

Анализ литературных источников показывает, что задача диагностики заболевания культурных растений мало исследована. Поэтому задачи, связанные с вопросами извлечения информации об исследуемых объектах, заданных в виде изображений, являются актуальными.

В работе рассматривается оригинальный подход к задаче формирования набора признаков, характеризующих фитосанитарное состояние культурных растений. Отличительной

особенностью рассматриваемого подхода к решению задачи выделения признаков является формирование набора предпочтительных признаков, упрощающих процесс построения решающего правила при распознавании образов, заданных в виде изображений. Кроме того, он позволяет осуществить переход от отдельных алгоритмов выделения признаков к модели – семейству алгоритмов для единого описания методов решения. Следует отметить, что данная работа является переработанным и дополненным вариантом доклада, подготовленного к 4-й международной научно-практической конференции АГРОИНФО-2009 [2].

**Целью работы** является разработка модели формирования диагностических признаков, характеризующих фитосанитарное состояние культурных растений по исходному изображению листьев. При этом используется подход, основанный на анализе изображений листьев исследуемых культурных растений.

**Постановка задачи.** Рассмотрим множество допустимых объектов  $\mathfrak{R}$ , заданных в виде изображений листьев растений. Исходные данные о каждом допустимом объекте (исследуемом растении)  $\mathfrak{I}$  заданы в виде трехмерной матрицы (цветное изображение)  $X$  размером  $c \times t \times n$  (где  $c$  – число каналов цвета;  $t$  и  $n$  – число строк и число столбцов соответственно):

$$X = \begin{pmatrix} x_{c11} & \dots & x_{ct1} & \dots & x_{cn1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{c1j} & \dots & x_{ctj} & \dots & x_{cnj} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{c1m} & \dots & x_{ctm} & \dots & x_{cnm} \end{pmatrix}.$$

Предполагается, что объекты множества  $\mathfrak{R}$  разбиты на два непересекающиеся подмножества (класса)  $K_1$  и  $K_2$  [3]:

$$\mathfrak{R} = \bigcup_{j=1}^2 K_j, \quad K_1 \cap K_2 = \emptyset.$$

Разбиение  $\mathfrak{R}$  определено не полностью. Имеется только некоторая начальная информация  $J_0$  о классах  $K_1, K_2$ .

Пусть имеется некоторая выборка  $\tilde{\mathfrak{I}}^m$  ( $\tilde{\mathfrak{I}}^m \subset \mathfrak{R}$ ), состоящая из  $m$  объектов



$(\tilde{\mathfrak{T}}^m = \{\tilde{\mathfrak{T}}_1, \dots, \tilde{\mathfrak{T}}_i, \dots, \tilde{\mathfrak{T}}_m\}, \tilde{\mathfrak{T}}_i \in \mathfrak{R}, i = \overline{1, m})$ :

$$\tilde{K}_j = \tilde{\mathfrak{T}}^m \cap K_j, \quad C\tilde{K}_j = \tilde{\mathfrak{T}}^m \setminus \tilde{K}_j.$$

Тогда начальную информацию  $J_0$  о классах можно задать в виде [3]:

$$J_0 = \{\tilde{\mathfrak{T}}_1, \tilde{\alpha}(\tilde{\mathfrak{T}}_1); \dots; \tilde{\mathfrak{T}}_i, \tilde{\alpha}(\tilde{\mathfrak{T}}_i); \dots; \tilde{\mathfrak{T}}_m, \tilde{\alpha}(\tilde{\mathfrak{T}}_m)\},$$

$$\tilde{\alpha}(\tilde{\mathfrak{T}}_i) = (\alpha_{i1}, \alpha_{i2}),$$

где  $\alpha_{ij}$  - значение предиката  $P_j(\tilde{\mathfrak{T}}_i) = "\tilde{\mathfrak{T}}_i \in K_j"$ .

Задача состоит в построении такого оператора, который позволяет сформировать пространство признаков, характеризующее фитосанитарное состояние культурных растений по исходному изображению листьев. Определение набора диагностических признаков  $\{\tau_{u1}, \dots, \tau_{ui}, \dots, \tau_{un}\}$  осуществляется по заданной начальной информации  $J_0$  на основе его анализа. При этом требуется, чтобы сформированное пространство признаков было меньшего размера, чем исходное, и обеспечивало разделение заданных объектов с некоторой точностью.

**Методы решения.** В работе рассмотрен статистический подход к решению задачи выделения диагностических признаков при определении фитосанитарного состояния культурных растений. На базе этого подхода предложена модель выделения признаков объекта, заданного в виде изображений. Основная идея предлагаемой модели состоит в формировании пространства независимых (или слабо зависимых) диагностических признаков при распознавании образов, заданных в виде изображений. Для описания каждого фрагмента исходного изображения используются различные статистические характеристики.

Предлагаемая модель операторов выделения диагностических признаков изображений листьев культурных растений включает следующие основные этапы.

1. *Формирование опорных подмножеств исходных данных, заданных в виде изображений.* Первым этапом задания модели алгоритмов является формирование системы опорных подмножеств исходных признаков  $\Sigma$  ( $\Sigma = \{\Xi_1, \dots, \Xi_k\}$ ), зависящей от параметра  $k$  ( $k = k_H \times k_W$ , где  $k_H$  - число делений изображения по высоте;  $k_W$  - число делений изображения по ширине). Данный параметр указывает мощность опорных подмножеств. Требуется, чтобы мощность всех подмножеств была одинакова.

В результате выполнения данного этапа формируется  $k$  одинаковых прямоугольных

фрагментов. Если размерность исходного изображения составляет  $n_H \times n_W$  пикселей, то полученные фрагменты изображения будут состоять из  $m_k \times n_k$  ( $m_k = n_H/k_H$ ,  $n_k = n_W/k_W$ ) пикселей. При наличии остатков от деления размеры фрагментов изображения увеличиваются на один пиксель, начало остальных сдвигается влево (вверх) на один пиксель.

В зависимости от способа формирования системы базовых фрагментов  $\Xi_k$  ( $k = \overline{1, k}$ ) можно получить разнообразные алгоритмы выделения признаков.

2. *Определение набора диагностических признаков листьев.* На данном этапе формируется набор диагностических признаков, которые определяются как выборочные моменты на рассматриваемом опорном подмножестве. Известно [4], что момент порядка  $p$  случайной величины  $x_i$  ( $x_i \in \Xi_k$ ) определяется как

$$m_{pk} = \frac{1}{N_k} \sum_{x_i \in \Xi_k} x_i^p f_j(x_i), \quad N_k = |\Xi_k|$$

для  $p = \overline{0, P_0}$ . Здесь  $f_j(x_i)$  - функция, вычисляющая значение признака  $x_i$  для  $j$ -го объекта;  $P_0$  - параметр, указывающий максимальный порядок вычисляемых моментов.

Для определения центральных моментов используется следующая формула:

$$\mu_{pk} = \sum_{x_i \in \Xi_k} (x_i - \bar{x}_q)^p f_j(x_i),$$

$$\bar{x}_q = \frac{1}{N_k} \sum_{x_i \in \Xi_k} x_i.$$

Кроме рассмотренных характеристик, в качестве диагностических признаков объекта можно вычислить дисперсию, автокорреляцию и др. [5].

В результате выполнения данного этапа получаем набор диагностических признаков. Сформированное пространство признаков обозначим через  $Y$  ( $Y = (y_1, \dots, y_{k+P_0})$ ).

3. *Выделение подмножеств сильносвязанных признаков.* На этом этапе определяется система «независимых» подмножеств диагностических признаков.

Подмножества сильносвязанных признаков выделяются следующим образом. Пусть  $\Xi_u$  ( $u = \overline{1, k}$ ) - подмножества диагностических сильносвязанных признаков. Меру близости  $L(\Xi_u, \Xi_v)$  между подмножествами  $\Xi_u$  и  $\Xi_v$  можно задать различными способами, например:

$$L(\Xi_u, \Xi_v) = \frac{1}{N_u \cdot N_v} \sum_{y_i \in \Xi_u} \sum_{y_j \in \Xi_v} \eta(y_i, y_j),$$

где  $N_u, N_v$  – число диагностических признаков, входящих соответственно в подмножества  $\Xi_u$  и  $\Xi_v$ ;  $\eta(y_i, y_j)$  – функция, характеризующая силу парной связи между признаками  $y_i$  и  $y_j$ .

В результате выполнения данного этапа определяется совокупность «независимых» подмножеств сильносвязанных признаков  $W_A = \{\Xi_1, \Xi_2, \dots, \Xi_n\}$ . Число выделенных подмножеств будет зависеть от параметра  $n$ . Задавая этому параметру различные целочисленные значения, можно получить различные алгоритмы.

4. *Определение предпочтительных признаков.* Рассмотрим подмножества  $\{\Xi_1, \dots, \Xi_q, \dots, \Xi_n\}$ , которые определены на предыдущем этапе. Пусть  $N_q$  – мощность подмножества сильносвязанных признаков  $\Xi_q$ . Выбор из подмножества  $\Xi_q$  предпочтительного признака осуществляется на основе оценки доминантности рассматриваемого признака, которая разделяет объекты, принадлежащие множеству  $\tilde{\mathfrak{Z}}^m$ , на два подмножества (класса)  $K_1$  и  $K_2$ :

$$\mathfrak{R}_i = \frac{\hat{N}_2 \sum_{j=1}^2 \sum_{\mathfrak{Z} \in \tilde{K}_j} \sum_{\mathfrak{Z}_u \in \tilde{K}_j} (a_i - a_{iu})^2}{\hat{N}_1 \sum_{\mathfrak{Z} \in \tilde{K}_1} \sum_{\mathfrak{Z}_u \in \tilde{K}_2} (a_i - a_{iu})^2},$$

где

$$\hat{N}_1 = (m_1(m_1 - 1) + m_2(m_2 - 1))/2,$$

$$\hat{N}_2 = m_1 \times m_2, \quad m_1 = |\tilde{K}_1|, \quad m_2 = |\tilde{K}_2|.$$

Чем меньше величина  $\mathfrak{R}_i$ , тем большее предпочтение получает соответствующий признак. Если два и более признака получают одинаковое предпочтение, то выбирается любой из них. При вычислении  $\mathfrak{R}_i$  предполагается, что  $\mathfrak{Z}$  и  $\mathfrak{Z}_u$  – разные объекты (т.е.  $\mathfrak{Z} \neq \mathfrak{Z}_u$ ).

Для каждого подмножества сильносвязанных признаков  $\Xi_q$  на данном этапе определяется предпочтительный признак, который обозначается через  $\chi_q$ . В результате формируется набор предпочтительных признаков

$$\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_n.$$

Каждый предпочтительный признак из этого набора является представителем только одного подмножества сильносвязанных признаков.

Таким образом, определена модель операторов формирования диагностических признаков

по изображению листьев культурных растений. Для оценки работоспособности рассмотренной модели проведены экспериментальные исследования.

**Экспериментальная проверка.** В целях оценки работоспособности рассмотренной модели разработаны функциональные схемы и соответствующие алгоритмы, которые определяют структуру создаваемой программы. Программная реализация этих алгоритмов осуществлена на языке Delphi. Работоспособность разработанных программ проверена при решении задачи диагностики вилта хлопчатника по изображению его листьев.

Известно, что на хлопковом поле вилт (от гриба *Verticilium*) вначале обнаруживается на отдельных хлопчатниках, чаще всего в фазе бутонизации. Если на определенном участке хлопчатник достаточно сильно заражен вилтом, то в период цветения болезнь нарастает до конца вегетационного периода.

Как указано в работе [6], на нижних листьях хлопчатника появляются первые симптомы болезни, которые имеют вид расплывчатых желтоватых пятен. По листовой пластинке располагаются пожелтевшие участки листа. Эти пятна расположены беспорядочно, по краю или в середине листа, чаще всего между жилками. В отдельных случаях (при сильном поражении) лист желтеет полностью. Затем пожелтевшие пятна буреют и подсыхают.

В некоторых случаях болезнь охватывает весь лист. В подобных ситуациях желтизна как бы расплывается с краев между жилками, оставляя узенькую зеленую полоску около жилок. Эти листья быстро подсыхают и опадают. В результате на поле остаются голые стебли. Листья с типичными для вилта пятнами, не теряя тургора, постепенно опадают. Как правило, развитие данной болезни осуществляется снизу вверх.

В некоторых случаях на листьях отдельных растений наблюдаются пятна, которые очень похожи на пятна, характерные для вилта. Подобные пятна на листьях хлопчатника обнаруживаются при некотором недостатке в почве отдельных элементов питания. Такие ситуации типичны для подсушенных полей или полей, где некорректно используют удобрения, на засоленных участках.

Задачу распознавания вилта сформулируем следующим образом. Дано несколько (в данном эксперименте – 200) изображений листьев хлопчатника, которые разделены на два подмножества (классы):

1) изображения листьев хлопчатника, болеющего вилтом ( $K_1$ );

2) изображения листьев хлопчатника, не болеющего вилтом ( $K_2$ ).

При этом мощность каждого подмножества одинакова:  $|\tilde{K}_1| = |\tilde{K}_2| = 100$ .

Из этих изображений 80 % выбирались (в данном эксперименте – 160 изображений) для формирования обучающей выборки, остальные 20 % – для контрольной выборки. Следует отметить, что разбиение этих изображений на два класса осуществляется по стандартной методике перекрестной проверки: генерируется 10 случайных разбиений выборки на 10 блоков примерно равной длины и равными долями классов, и каждый блок поочередно становится контрольной выборкой, остальные – обучающей. Точность распознавания определялась как среднее.

Проведенные экспериментальные исследования показали эффективность разработанной модели выделения диагностических признаков при решении данной задачи. В результате эксперимента сформирован набор диагностических признаков, которые позволяют разбить объекты обучающей выборки на два класса с приемлемой ошибкой.

**Выводы.** Предложена модель формирования диагностических признаков в задачах распознавания заболеваний культурных растений по изображению их листьев. При этом формирование диагностических признаков опирается на вычисление различных статистических характеристик для каждого фрагмента исходного изображения.

В процессе решения практической задачи определено, что этапы формирования подмно-

жеств «независимых» признаков, а именно вопросы определения числа этих подмножеств и набора диагностических признаков по изображению листьев, а также выбора модели распознавания имеют наиболее важное значение при решении задачи диагностики. Поэтому необходимо продолжить исследования с учетом выявленных направлений.

Разработанная модель может быть использована при составлении различных программных комплексов, ориентированных на решение задач классификации объектов, заданных в виде изображений.

#### **Библиографический список**

1. Альт В.В. Информационные технологии как фактор повышения эффективности выбора технологических решений // Достижения науки и техники АПК. 2006. – № 11. – С.3–5.
2. Мирзаев Н.М., Яхьяев Х.К. Выделение признаков изображений листьев пшеницы в задаче диагностики // Информационные технологии, системы и приборы в АПК. Ч. 1: материалы 4-й международной научно-практической конференции «АГРОИНФО-2009». – Новосибирск: ГНУ СибФТИ, 2009. – С. 276–279.
3. Журавлев Ю.И. Избранные научные труды. – М.: Магистр, 1998. – 420 с.
4. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
5. Mirzaev N. About one model of image recognition // Computer Technology and Applications: Proceedings The First Russia and Pacific Conference, 2010, Vladivostok, Russia. – P. 394–398. Режим доступа [ftp://ftp.dvo.ru/pub/RPC\\_2010/trc2010\\_docs/](ftp://ftp.dvo.ru/pub/RPC_2010/trc2010_docs/).
6. Марупов А. Экологически чистые технологии защиты хлопчатника от вилта в Узбекистане. – Ташкент: Бизнес-принт, 2003. – 246 с.