

А.Е. Баринов, А.А. Захаров

*Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета  
Россия, 602264, Владимирская область, г. Муром, ул. Орловская, д.23  
E-mail: alexey.barinov.mur@ya.ru, aa-zaharov@ya.ru*

### **Разработка модели определения положения и ориентации головы человека по видеозображениям**

Определение положения и ориентации головы человека является актуальной задачей во многих областях: тренажеры военной и гражданской техники; человеко-машинное взаимодействие, системы биометрии; 3D-видео; компьютерные игры и т.д. Определение положения и ориентации положения головы человека позволит повысить эффект присутствия обучаемого в синтезируемой среде за счет изменения области зрения.

Способы определения положения и ориентации головы принято разделять на маркерные и безмаркерные. На сегодняшний день более перспективными считаются безмаркерные подходы на основе методов компьютерного зрения. Однако существующие методы определения положения и ориентации головы на основе видеозображений обладают следующими недостатками: низкая скорость работы, чувствительность к оптическим искажениям, необходимость ручной инициализации, ограниченный диапазон углов поворота головы. В связи с этим возникла очевидная потребность в разработке новых алгоритмов и программных средств определения положения и ориентации головы человека.

Особенностью предлагаемых подходов является обработка видеопоследовательности с использованием спектральной теории графов [3-5]. Сравнение графов состоит в поиске соответствий между структурами на основе более или менее строгих ограничений. В распознавании образов при использовании графов могут быть извлечены различные особенности [1]. К таким особенностям относится представление графа, основанное на разложении матриц в спектр. Спектр графа представляет собой упорядоченный по возрастанию или убыванию вектор собственных чисел матрицы смежности графа. Спектральные методы основаны на следующем свойстве: собственные значения и собственные векторы матрицы смежности графа инвариантны относительно перестановок вершин в матрице. Следовательно, если два графа изоморфны, их матрицы смежности будут иметь одинаковые собственные значения и векторы. Преимуществом таких подходов является то, что они позволяют анализировать большое множество элементов на основе малого количества простых составляющих и правил формирования графической модели. Также структурные методы позволяют описать те характеристики объекта, которые исключают его отнесение к другому классу, что повышает надежность распознавания.

В процессе отслеживания положения и ориентации головы необходимо постоянно анализировать динамическую сцену. Для этого предлагается использовать стереоустановку, состоящую из двух цифровых камер. По видеозображениям необходимо провести калибровку, в результате которой будут получены внутренние и внешние параметры камер. В ходе данного этапа координатная система стереоустановки сопоставляется с глобальными координатами. Зная внутренние и внешние параметры камеры, можно вычислить координаты особых точек головы и рассчитывать значения углов поворота и смещений относительно начального положения.

Чтобы численно описать кивок, поворот и наклон головы, необходимо найти соответствующие углы относительно осей глобальных координат (рис. 1).

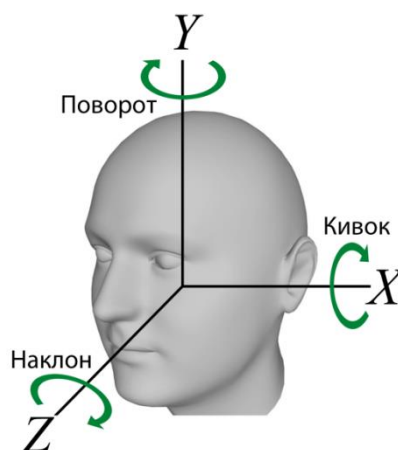


Рис.1. Движения головы человека в пространстве

Весь процесс состоит из следующих шагов: инициализация, отслеживание, расчет положения и ориентации. На этапе инициализации выполняется процесс кластеризации с ограничениями. Кластеризация основана на использовании случайного блуждания по графу для получения информации о структуре особенностей сцены. В качестве параметров, ограничивающих результаты кластеризации, используется априорная информация о пропорциях человеческой головы [2].

Таким образом, из всей сцены выделяются ключевые точки, характеризующие голову человека. На основе выделенных особенностей строится взвешенный граф. Чтобы выделить в текущем кадре голову человека, строится окно по предыдущему положению изображения. В рамках окна обнаруживаются ключевые точки сцены. Производится сравнение массивов дескрипторов предыдущего и текущего кадров. Если совпадений на данном этапе обнаружено не было, происходит равномерное расширение окна во все стороны изображения. Если после сравнения стало известно, что в рамках окна присутствуют не все особые точки головы, то расширение окна происходит в сторону наибольшего скопления особенностей. Использование структуры особенностей позволяет уменьшить количество ложных соответствий.

В процессе работы может произойти ситуация, когда лицо не может быть обнаружено на изображении. Это может произойти в результате следующих ситуаций: лицо закрыто руками, перед камерой возник посторонний объект, человек покинул область видимости. В таком случае производится процесс обнаружения изображения головы. Для обнаружения области головы на изображении используются спектральные характеристики графа, полученные в процессе инициализации. Результаты экспериментов показали, что с помощью разработанной модели и набора алгоритмов возможно определение положения и ориентации головы человека по видеопоследовательности.

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ № 16-37-00235

#### Литература

1. Баринов А.Е. Захаров А.А. Разработка алгоритма определения положения и ориентации 3D-объектов на основе извлечения градиентных особенностей изображения // Ползуновский вестник, 2014. № 2. С. 50–54.
2. Захаров А.А., Тужилкин А.Ю. Синтез трехмерных сцен по видеоизображениям с использованием априорной информации // Научно-технический вестник Поволжья, 2013. № 5. С. 163-165.
3. Belkin M., Niyogi P. Laplacian eigenmaps and spectral techniques for embedding and clustering // Advances in Neural Information Processing Systems, 2001. – P. 585-591.
4. Melia M., Shi J. A random walks view of spectral segmentation // NIPS, 2000. – P. 873-879.
5. Ng A., Jordan M., Weiss Y. On spectral clustering: Analysis and an algorithm // NIPS, 2001.

А.Д. Варламов, Е.В. Варламова  
*Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета  
Россия, 602264, Владимирская область, г. Муром, ул. Орловская, д.23  
E-mail: varlamov\_aleks@mail.ru, karetko22@mail.ru*

### **Машинное обучение подбору цветов в задачах раскрашивания черно-белых фильмов**

Колоризация позволяет восстановить натуральные цвета запечатленных в фильме объектов, повысить художественную ценность черно-белых кинофильмов, оказывает большое влияние на формирование иллюзии реальности в историческом жанре кино и привлекает к нему современного зрителя [1-3]. Массово работа по раскрашиванию черно-белых кинофильмов в мире началась в конце 20 века и связана с развитием информационных технологий и возможностей вычислительных систем. С тех пор технологии цифрового раскрашивания кино постоянно совершенствуются.

Восстановление одиночных снимков, как и фотографий, у реставраторов особых трудностей не вызывает, что не скажешь о кино, реставрация которого проводится покадрово. При раскраске фильмов, особенно многосерийных, число кадров исчисляется миллионами, а число объектов, к которым подбирается цвет – тысячами. Так, например, пять больших студий, в которых работали 600 человек в течение трех лет раскрашивали фильм “Семнадцать мгновений весны”. Велики и финансовые затраты: в США раскрашивание одной минуты черно-белого фильма требует около 3000 долларов. В России затраты примерно в 2 раза меньше, но тоже очень велики относительно бюджетов кинофильмов.

Необходимо отметить, что задача колоризации оцифрованных черно-белых исторических фильмов не является формализуемой [4-5], поэтому ее не решить без привлечения методов искусственного интеллекта [6], использующих машинное обучение, а само раскрашивание в виду сложности многих сцен в кино не может быть полностью автоматизировано. Тем не менее отдельные элементы сцен автоматически подобрать цвет вполне представляется возможным. В общем виде задача формулируется следующим образом: для каждой точки полутонового изображения (оцифрованного кадра черно белого кино) необходимо как можно более точно оценить значения красной, зеленой и синей составляющих, которые должны присутствовать на аналогичном цветном изображении.

В докладе подробно раскрыты этапы научной работы по реализации машинного обучения придания деталям сцены цветового окраса; представлены результаты раскрашивания сцен из видеоряда. Показано, что технологии искусственного интеллекта в совокупности с современными методами цифровой обработки изображений являются перспективными и актуальными в задачах колоризации и на их основе следует создавать и развивать автоматизированные системы для специалистов по раскрашиванию старинных черно-белых фильмов.

### **Литература**

1. Макиенко М.Г. Иллюзия реальности в художественных фильмах (на примере исторического кинематографа) // Вестник Московского государственного университета культуры и искусств. - 2010. - N 2. - С. 93-98.
2. Сазонова С. Как раскрашивали Фросю Бурлакову: эксклюзивные подробности колоризации советского фильма. Алтапресс, 2010.
3. Безруков В.Н., Балобанов А.В., Балобанов В.Г. Раскрашивание черно-белых кинофильмов и фотографий в натуральные цвета // Инфокоммуникационные технологии. 2011. Т. 9. № 2. С. 50-53.
4. Варламов А.Д. Восстановление цвета полутоновых изображений нейронной сетью // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2011. № 17. С. 2.
5. Варламов А.Д. Применение технологий искусственного интеллекта для раскрашивания черно-белых кинофильмов // Наука и образование в развитии промышленной, социальной и экономической сфер регионов России [Электронный ресурс]: VIII Всероссийские научные Зворыкинские чтения: сб. тез. докл. VIII Всероссийской межвузовской научной конференции. - Муром: Изд.-полиграфический центр МИ ВлГУ, 2016. – с. 203.
6. Varlamov A., Sharapov R. Machine Learning of Visually Similar Images Search // CEUR Workshop Proceedings. 2012. Vol. 934, pp. 113-120.

А.А. Захаров, А.Е. Баринов, А.Ю. Тужилкин  
 Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета  
 Россия, 602264, Владимирская область, г. Муром, ул. Орловская, д.23  
 E-mail: aa-zaharov@ya.ru, alexey.barinov.murom@yandex.ru, ay-tuzhilkin@ya.ru

### Использование тепловых ядер на графах для нахождения соответствий на стереоизображениях

Нахождение соответствий на изображениях является важной задачей в различных областях компьютерного зрения: обнаружении объектов, трехмерной реконструкции, распознавании образов и т.д. Существующие методы сопоставления находят соответствия между отдельными особенностями изображений и не учитывают их взаимного расположения. При наличии шумов, взаимных перекрытий, повторяющихся фрагментов сцен, изменении ракурса использование подобных подходов приводит к ошибкам нахождения соответствий. Одним из известных методов является дескриптор SURF (Speeded Up Robust Features) [1], обладающий высокой скоростью. Однако точность метода значительно уменьшается при сопоставлении изображений, полученных с различных ракурсов. Для повышения устойчивости предлагается использовать структурный подход на основе графов, который выделяет наиболее стабильные особенности [2, 3]. В работе предлагается использовать граф Делоне.

Повысить точность нахождения соответствий предлагается за счет использования только наиболее стабильных особенностей, которые присутствуют на двух сопоставляемых изображениях. Подобные стабильные особенности выделяются на начальном этапе алгоритма при помощи тепловых ядер на графах. Таким образом, используя только те особенности, которые с большей вероятностью будут присутствовать на сопоставляемых изображениях, предлагается уменьшить количество ложных соответствий. Такие особенности будут соответствовать вершинам графа, которые называются «горячими». «Горячие» вершины могут быть получены с помощью тепловых ядер и термодинамического уравнения, которое широко используется в физике и химии при изучении газов. Для получения «горячих» вершин графа, инвариантных к различным типам преобразований, анализируется изменение состояния графа во времени. Также сопоставление даже небольшого количества вершин по принципу «многие-ко-многим» будет трудоемким. Для решения этой задачи предлагается преобразовать полученные «горячие» вершины в иерархическую структуру, сопоставление которой будет осуществляться по принципу сравнения подграфов. На вход алгоритма поступает предварительно выделенная на изображении область головы. Выделяются особенности изображения с помощью SURF [1]. По точкам строится граф Делоне  $\Gamma = (V, E)$ , где каждая вершина соответствует выделенной особенности, а некоторые пары вершин соединены ребрами согласно триангуляции.

Распределение информации по графу выражается с помощью термодинамического уравнения, решением которого является тепловое ядро. Тепловое ядро показывает изменение количества проходимой информации через каждую вершину графа с течением времени. Тепловое ядро описывается квадратной матрицей размером  $|V| \times |V|$ :

$$H_t(u, v) = \sum_{i=1}^{|V|} e^{-\lambda_i t} \phi_i(u) \phi_i(v) \quad (1)$$

где  $t$  – время потенцирования собственного подпространства,  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{|V|}$  – собственные значения графа,  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_{|V|}$  – собственные векторы графа.

Значение времени влияет на распределение информации по графу. Эмпирическим путем, опираясь на данные расчетов, был сделан вывод, что наиболее оптимальным временем для выделения «горячих» вершин является величина  $t = 11$ . «Горячие» вершины – это вершины, через которые на протяжении некоторого отрезка времени проходит наибольшее количество информации.

Если граф имеет  $m$  вершин, то матрица теплоты  $H_t$  будет иметь  $m^2$  элементов, среди которых необходимо выделить самые стабильные («горячие») вершины:

$$n_h = \{i \mid H_t(i, i) \geq \mu\} \quad (2)$$

## Секция 10. Оптическое, передача и обработка видеoinформации

где  $\mu$  – порог, который равен значению  $(m+1)$ -ого максимального элемента матрицы теплового ядра  $H_i$ .

Нахождение соответствий на изображениях  $I_1$  и  $I_2$  будет осуществляться по следующему алгоритму.

Шаг 1. Выделяются особенности детектором SURF, строится граф Делоне.

Шаг 2. Выполняется поиск «горячих» вершин.

Шаг 3. Нахождение между найденными «горячими» вершинами осуществляется с использованием SURF-дескрипторов.

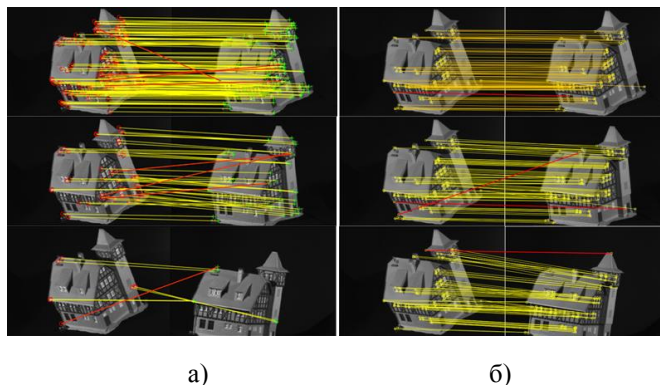


Рис. 1. Результаты сопоставления для тестовых изображений:  
а) алгоритм SURF; б) Алгоритм с использованием тепловых ядер на графах

Было проведено исследование алгоритма. Алгоритм SURF показывает плохие результаты при повороте объекта от  $15^\circ$  и более. В тоже время с помощью разработанного алгоритма формируется меньшее количество ложных соответствий (рис. 2).

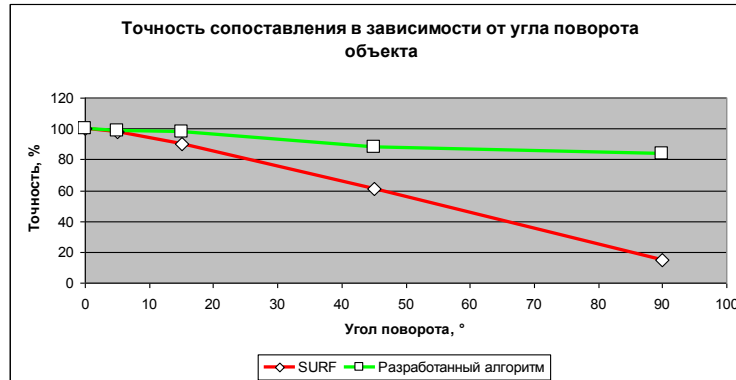


Рис. 2. Точность алгоритмов уменьшается при увеличении угла поворота между объектами

Работа выполнена при поддержке грантов РФФИ № 16-37-00235, № 16-37-00236

### Литература

1. Bay H., Ess A., Tuytelaars T., Van Gool L. SURF: Speeded Up Robust Features // Computer Vision and Image Understanding (CVIU), 2008. Vol. 110, No. 3, P. 346-359.
2. Захаров А.А., Тужилкин А.Ю. Формирование структурного представления трехмерных сцен на основе синтаксического анализа видеоизображений // Научно-технический вестник Поволжья, 2013. № 6. С. 285-288.
3. Баринов А.Е., Захаров А.А. Разработка алгоритма определения положения и ориентации 3D-объектов на основе извлечения градиентных особенностей изображения // Ползуновский вестник, 2014. № 2. С. 50-54.

### Исследование методов выделения нечётких геометрических признаков изображений

При обработке изображений с целью их дальнейшего анализа и распознавания выделяют признаки или характерные черты. Известно большое число различных признаков, которые можно классифицировать определённым способом [2]. Например, существуют геометрические, статистические, топологические, спектральные, фрактальные признаки и другие. Особый интерес представляет ещё одна группа признаков – нечёткие признаки изображений. Их описание строится на основе теории нечёткой логики и нечётких множеств Л. Заде [4]. Методы этих разделов математики хорошо зарекомендовали себя в различных областях науки и техники: нечёткое управление, интеллектуальные роботы, системы обеспечения безопасности, распознавание речи, поиск информации, базы знаний, медицинская диагностика, помощь в принятии решений. Поэтому целесообразным выглядит их использование при анализе и распознавании изображений, как в областях, содержащих неопределённости на многих этапах обработки.

Основным понятием нечёткой логики является нечёткое множество. Принадлежность элемента  $x$  нечёткому множеству  $A$  определяется функцией принадлежности  $\mu_A(x)$ , область значений которой обычно принимают за отрезок  $M = [0; 1]$ . Для классического множества область значений имеет вид  $M = \{0; 1\}$ . Нечёткая логика способствует получению результата в условиях неопределённости с некоторой степенью возможности. Эти вычисления, в некотором смысле, напоминают работу мозга, а возросшая производительность современных ЭВМ позволяет осуществлять их за приемлемое для технических систем время.

Большинство классических или «чётких» признаков можно перевести в нечёткую форму, то есть представить с помощью нечётких множеств, или найти их аналоги. Рассмотрим некоторые нечёткие геометрические признаки и методы их выделения.

Цифровое изображение  $F$  размера  $M \times N$  с  $L$  уровнями интенсивности может рассматриваться, как массив нечётких синглетонов, каждый из которых содержит значение принадлежности, определяющее степень его интенсивности относительно некоторого уровня  $l$  ( $l = 0, 1, \dots, L - 1$ ). Тогда изображение в нотации нечётких множеств будет выглядеть, как

$$F = \left\{ \mu_F(f_{mn}) = \frac{\mu_{mn}}{f_{mn}}; m = 1, 2, \dots, M; n = 1, 2, \dots, N \right\},$$

где  $\mu_F(f_{mn})$  обозначает уровень принадлежности яркости  $\mu_{mn}$  пикселем  $(m, n)$  с интенсивностью  $f_{mn}$  или, в более общем виде, обозначает степень обладания некоторым свойством пикселем  $(m, n)$ .

Смежность. Смежность двух кусочно-постоянных нечётких множеств (областей изображения) может являться обобщением смежности двух непересекающихся чётких множеств, которая определена, как длина их общей границы. Пусть  $\mu, \nu$  – кусочно-постоянные нечёткие подмножества  $S$ . Тогда можно разбить  $S$  на конечное число ограниченных регионов  $B_i$ , попарно граничащих вдоль разделяемых дуг, в которых  $\mu$  и  $\nu$  постоянны и имеют значения  $\mu_i, \nu_j$ . Пусть  $\mu$  и  $\nu$  не пересекаются. Тогда на каждом  $B_i$   $\mu = 0$  или  $\nu = 0$ . Пусть  $A_{ijk}$  –  $k$ -я дуга, разделяющая  $B_i$  и  $B_j$ , а её длина равна  $|A_{ijk}|$ . Тогда смежность  $\mu$  и  $\nu$  равна

$$A(\mu, \nu) = \sum_{\substack{i,j,k \\ i \neq j}} \mu_i \nu_j |A_{ijk}|.$$

Выпуклость. Нечёткое подмножество  $\mu S$  называется выпуклым, если для всех  $P, Q \in S$  и всех  $R$  на отрезке  $PQ$

$$\mu(R) \geq \min[\mu(P), \nu(Q)].$$

Площадь  $\mu$  определяется, как

$$\alpha(\mu) = \int \mu,$$

где интеграл берётся по всей плоскости. Если  $\mu$  кусочно-постоянно, то периметр определяется, как

$$p(\mu) = \sum_{\substack{i,j,k \\ i < j}} |\mu_i - \mu_j| |A_{ijk}|,$$

## Секция 10. Оптическое, передача и обработка видеoinформации

что является взвешенной суммой длин всех дуг  $A_{ijk}$ . Компактность  $\mu$  определяется, как  $\frac{a(\mu)}{p^2(u)}$ .  
Ширина  $w(\mu)$  и высота  $h(\mu)$  определяются, как

$$h(\mu) = \sum_y \max_x \{\mu(x, y)\} dy,$$

$$w(\mu) = \sum_x \max_y \{\mu(x, y)\} dx.$$

Длина нечёткого множества  $\mu$  определяется, как

$$l_x(\mu) = \max_x \{\sum_y \mu(x, y)\},$$

$$l_y(\mu) = \max_y \{\sum_x \mu(x, y)\},$$

Длина нечёткого подмножества изображения по  $x$  и  $y$  показывает его наибольший размер в соответствующем направлении. В случае чёткого множества  $\mu(x, y) \in \{0, 1\}$  длина отражает наибольшее число пикселей в строке или столбце.

Индекс зоны покрытия (ИЗП) нечёткого множества может быть определён, как

$$IOAC(\mu) = \frac{a(\mu)}{l_x(\mu)l_y(\mu)}$$

В обычном случае индекс зоны покрытия равен единице для прямоугольника. Для круга он равен  $\pi r^2 / (2r * 2r) = 1/4\pi$ . ИЗП нечёткого изображения показывает часть максимальной площади, которая на самом деле покрыта изображением.

**Плотность** нечёткого множества  $\mu$ , имеющего  $N$  носителей может быть определена, как

$$d(\mu) = \int \mu / N = a(\mu) / N.$$

Для цифрового изображения

$$d(\mu) = \sum_{i=1}^M \frac{\mu(i)}{N}.$$

Максимальное значение плотности равно 1 и справедливо только для обычного (чёткого случая). Плотность может применяться для нахождения центра гравитации. Если разбить изображение на различные регионы, то регион с максимальной плотностью может рассматриваться, как содержащий центр гравитации.

Стоит отметить, что рассматриваемые нечёткие признаки используют в качестве основы нечёткие множества первого порядка (типа). Но они не содержат практически никакой неопределённости, поэтому в дальнейшем представляет интерес исследование нечётких признаков второго рода [3], то есть использующих нечёткие множества второго и более высоких порядков, а также мягкие множества [1].

В докладе рассматривается выделение описанных геометрических признаков объектов на изображениях, приводятся значения для различных типов объектов (круг, квадрат, эллипс и т.д.). Оцениваются временные характеристики процедур извлечения данных признаков. Предлагаются возможные подходы к извлечению нечётких признаков более высоких порядков.

### Литература

1. Молодцов Д. А. Теория мягких множеств. — М.: Едиториал УРСС, 2004. — 360 с.
2. Садыков, С.С. Методы и алгоритмы выделения признаков объектов в СТЗ/С.С. Садыков, Н.Н. Стулов. — М.: Горячая линия. - Телеком, 2005. — 204 с.
3. Mendel J. M., John R. I. B. Type-2 fuzzy sets made simple // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. — 2002. — Apr. — Т. 10, № 2. — С. 117—127.
4. Zadeh L. A. Fuzzy sets // Information and Control. — 1965. — Т. 8, №. 3. — С. 338—353.

С.С. Садыков, Я.Ю. Кульков  
 Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета  
 602264, Владимирская обл., г. Муром, ул. Орловская, д. 23  
 e-mail: y\_mail@mail.ru

### Исследование алгоритма идентификации наложенных тестовых объектов на основе цепных кодов контуров их бинарных изображений

В статье приведены результаты использования цепных кодов, вычисляемых по контуру бинарного изображения тестовых и реальных плоских объектов для их распознавания в наложенном состоянии в системах машинного зрения [1-5]. Из цепного кода эталона наложенного объекта вычитается цепной код эталона отдельного, результат записывается, далее происходит сдвиг на одно значение по цепному коду эталона и снова производится вычитание. То же самое делается со всеми цепными кодами отдельных объектов. После чего выбирается единственный эталон, дающий минимальное значение в результате вычитания, данный эталон сохраняется в список эталонов, отобранных для распознавания. Данная операция проводится для всех наложенных объектов. На следующем этапе на каждом контуре наложенного объекта отмечается его часть, принадлежащая одному из входящих в него объектов, путем вычисления минимальной разницы между цепными кодами эталонов, при этом эталоны берутся из массива цепных кодов, отобранных на этапе обучения.

Алгоритм подготовки объектов и их предварительной обработки приведены в [5].

В эксперименте участвуют наложенные изображения. Они формируются из отдельных объектов. Для формирования наложенных тестовых плоских объектов (НТПО) необходимо выбрать два случайных изображения. Допускается, что они могут принадлежать как одному, так и двум разным объектам. Выбранные изображения необходимо повернуть на случайный угол, после чего наложить их на другое изображение, таким образом, чтобы они формировали один непрерывный объект. Точка, в которую будет вставлено изображение проверяется случайным образом. Два наложенных эталона образуют класс НТПО. Таким образом, название класса НТПО зависит от того из каких ОТПО он состоит, например, класс 1-5 получен наложением изображений первого и пятого объектов. Примеры НТПО представлены на рис. 3. В общей сложности мы имеем 55 комбинаций (классов). Стоит учесть, что комбинации должны быть уникальными, к примеру, комбинация 2-6 и 6-2 не являются уникальными, поэтому класс 6-2 не генерируется.

После вычисления контуров изображений формируются векторы признаков полученных изображений.

Одним из методов описания контуров изображений является представление с помощью цепных кодов (chain code) при использовании которых вектор, соединяющий две соседние точки, кодируется одним символом, принадлежащим конечному множеству, по методу Фримена [4]. Обычно при использовании цепных кодов рассматривается окрестность точки размером  $3 \times 3$  и 8 возможных направлений кодирования. В основе этого представления лежит 8-связная решётка.

Далее происходит распознавание класса объекта методом Ближайших соседей [5].

После установления класса НТПО определяется месторасположение каждого ОТПО, образующих данный сложный объект.

Для этого функция цепного кода НТПО, класс которого установлен, сравнивается со всеми эталонными  $K_3$ -функциями двух ОТПО, образующих данный НТПО, в нашем случае это будут эталонные  $\alpha_3$ -функции ОТПО 1 и ОТПО 2, по формулам:

$$\Delta_1 = \frac{1}{k_1} \sum_{i=1}^{k_1} |\alpha_{эj} - \alpha_{сли}|$$

$$\Delta_2 = \frac{1}{k_1} \sum_{i=2}^{k_1+1} |\alpha_{эj} - \alpha_{сли}|$$

$$\dots$$
(1)



Секция 10. Оптическое, передача и обработка видеoinформации

$$\Delta_m = \frac{1}{k_1} \sum_{i=m}^{k_1+m} |\alpha_{эj} - \alpha_{сли} |$$

где

$K_{эj}$  – значения элементов  $K_3$ -функции эталонного ОТПО ( $j=1, 2, \dots, N$ );

$K_{сли}$  – значения элементов  $K_3$ -функции эталонного сложного объекта НТПО  $O_i$  ( $i=1, 2, \dots, P$ );

$m$  – число смещений  $\alpha_3$ -функции эталонного ОТПО  $K_{эj}$  для полного обхода контура сложного объекта НТПО  $O_i$ ;

Значение  $m$  определяется как:

$$m = 2 (P - N) \quad (2)$$

где

$N$  – число точек контура эталонного ОТПО;

$P$  – число точек контура сложного объекта НТПО  $O_i$ .

$K_3$  - функция эталонного ОТПО сравнивается с удвоенной  $K_3$ -функцией эталонного сложного объекта НТПО.

Решение об идентификации принимается на основе выражения (3).

$$\min R = \min_{i=1,q} \{R_i\}, \quad (3)$$

где  $q$  – число эталонов.

Аналогичное сравнение всех  $\alpha$ -функций ОТПО 2 выполняется с  $K_3$ -функцией найденного НТПО.

Отобранные эталоны сохраняются, количество эталонов, отобранное для распознавания каждого класса представлено в таблице 1.

Таблица 1 – Отобранные эталоны.

Класс	Эталон 1	Эталон 2
1	1	280
2	1	272
3	1	270
4	1	271
5	1	272
6	1	269
7	1	276
8	1	277
9	1	278
1	1	273
1	2	291
1	2	284
1	2	284
1	2	287
1	2	290
1	2	286
1	2	287
1	2	282
1	2	283
2	3	292
2	3	282
2	3	283
2	3	282
2	3	288
2	3	289
2	3	284
2	3	284
2	3	290
2	4	277
2	4	274
3	4	273
3	4	275
3	4	270

3	4	269	290
3	4	269	285
3	5	283	290
3	5	280	277
3	5	277	283
3	5	276	288
3	5	280	285
4	5	281	284
4	6	275	294
4	6	271	282
4	6	272	288
4	6	277	290
4	6	274	285
4	7	284	292
4	7	281	290
4	7	279	288
4	7	271	289
5	8	290	292
5	8	285	288
5	8	288	284
5	9	285	290
5	9	282	280
5	1	278	289

На следующем этапе производится выделяет цветом границы двух распознанных ОТПО в НТПО. По формулам (1-3) выбираются два минимальных значения  $\Delta$ , запоминаются цепные коды и сдвиги, которые позволили получить минимальную  $\Delta$ . Затем производится сдвиг сохраненного цепного кода на указанное значение и вычитается это значение из цепного кода НТПО. Участки, давшие значение 0 окрашиваются в цвет соответствующего ОТПО. Аналогичные действия проводятся для второго цепного кода.

Данный метод позволяет маркировать положение всех ОТПО в НТПО, поступивших на вход алгоритма изображений.

#### **Выводы**

1. Эксперимент показал, что наиболее удачными при распознавании являются либо классы, состоящие из двух эталонов одного ОТПО или два ОТПО имеющих наиболее отличную друг от друга форму. В частности объекты, для наилучшего распознавания, не должны иметь длинные прямые участки и большие скругления.

2. В процессе проведения работы было установлено, что в наложенных объектах, у изображений которых одна из деталей делит вторую на две части, алгоритм позволяет маркировать лишь большую часть отдельного объекта, находящуюся по одну сторону от пересекаемой детали, меньшая же часть остается без маркировки.

3. Большое влияние на распознавание оказывают способы обработки. Таким образом порог бинаризации и фильтрация должны быть одинаковыми у ОТПО и НТПО. В ином случае появляются неточности в виде добавления дополнительных пикселей изображения за счет разного порога бинаризации, что вносит значительные изменения в цепной код контура изображения.

4. Большое влияние на распознавание объекта оказывает процент наложения. Чем выше процент, тем меньше вероятность распознавания, так как высокий процент наложения делает невозможным сохранение последовательности цепных кодов ОТПО из которых состоит объект.

#### **Список литературы**

1. Генкин, В. Л. Системы распознавания автоматизированных производств / В.Л. Генкин, И.Л. Ерощ, Э.С. Москалев. - Л.: Машиностроение, Ленинградское отделение, 1988. 246 с.
2. Otsu, N., A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 9, No. 1, 1979, pp. 62-66.
3. Садыков С.С. Алгоритм логического определения кривизны точек дискретной линии // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2015. №1(30). С. 52-59.
4. Новикова, Н.М. Структурное распознавание образов / Н.М. Новикова // Издательско-полиграфический центр Воронежского государственного университета. 2008. 113с.

## Секция 10. Оптотехника, передача и обработка видеоинформации

5. Sadykov, S.S. Research of recognition of the imposed flat objects on dimensionless marks of their contours/ S.S. Sadykov, Y.Yu. Kulkov // Pattern Recognition and Information Processing: Proc. of 13th Intern. Conf. (3-6 Oct. 2016, Minsk, Belarus) / ed.: S. Ablameyko, V. Krasnoproshin. – Minsk: Publ. Center of BSU, 2016, pp.205-208.

С.С. Садыков, Я.Ю. Кульков  
 Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета  
 602264, Владимирская обл., г. Муром, ул. Орловская, д. 23  
 e-mail: y\_mail@mail.ru

**Оценка возможности распознавания отдельных тестовых плоских объектов на основе цепных кодов их контуров**

В статье приведены результаты экспериментальных исследований по распознаванию отдельных тестовых плоских объектов (ОТПО) с использованием векторов цепных кодов, полученных по контурам бинарных изображений этих объектов.

Распознавание объектов по их изображениям – традиционная область цифровой обработки изображений. Распознавание имеет своей целью отнесение объекта к одному из заранее определенных типов. Для решения данной задачи необходимо получение вектора цепного кода объекта по его изображению, который позволит идентифицировать его с минимальной ошибкой. Для установления связи между значениями цепного кода объекта и решения о принадлежности его к определенному классу необходимо использование обучающей совокупности известных объектов [1-5].

Технология проведения экспериментов состоит из следующих основных шагов: обработка изображения, получение контура изображения объекта; вычисления цепного кода; обучение системы распознавания.

Для моделирования процесса случайного появления любого ОТПО в поле зрения системы распознавания, из 360 повернутых изображений каждого из 10 ОТПО формируется массив по 2000 изображений каждого ОТПО. Выбор отдельного изображения из каждого изображений ОТПО в массив изображений осуществляется с помощью генератора случайных чисел с нормальным распределением.

Для каждого из ОТПО формируются одноточечные безразрывные контуры бинарных изображений объектов алгоритмом метода направленного перебора [3]. Полученные контуры состоят только из 4-х и d-связных точек. Примеры одноточечных контуров бинарных изображений приведены на рисунке 1.

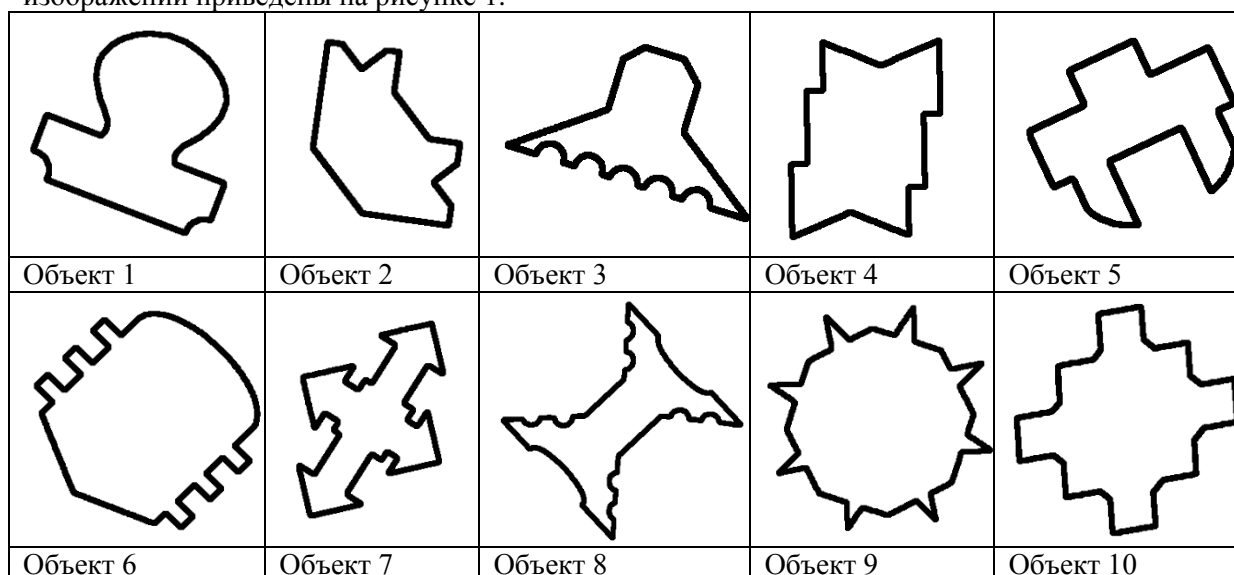


Рис. 1. Изображения контуров тестовых плоских объектов

Далее формируются векторы признаков полученных изображений.

Одним из методов описания контуров изображений является представление с помощью цепных кодов (chain code) при использовании которых вектор, соединяющий две соседние точки, кодируется одним символом, принадлежащим конечному множеству, по методу Фримена [4]. Обычно при использовании цепных кодов рассматривается окрестность точки размером 3×3 и 8 возможных направлений кодирования. В основе этого представления лежит

## Секция 10. Оптическое, передача и обработка видеoinформации

8-связная решётка. Начиная с первой точки, производится обход контура по часовой стрелке, при этом каждая последующая точка кодируется числом 1-8, в зависимости от своего расположения относительно центральной точки окрестности. Результатом кодирования является последовательность, состоящая из цифр 1-8.

Полученные значения цепного кода нормируются ( $K_n = K_k / 8$ ) и заносятся в базу системы распознавания.

Далее в диалоговом режиме осуществляется выбор эталонов для распознавания каждой из 2000 реализаций каждого из 10 ОТПО. По гистограмме, полученной на этапе генерации изображений выбирается вектор признаков самой часто использованной из 360 повернутых вариантов, например, 1-го ОТПО, при формировании 2000 реализаций. Для данного вектора коэффициентов по методу среднеквадратичного отклонения вычисляется  $Z_i$  с каждой из 2000 реализаций.

Вычисляются 2000 СКО  $Z_i$ . Среди них ищутся минимальные значения ( $Z_{min}$ ). Найденные значения  $Z_{min}$  указывают номера реализаций среди 2000 изображений, вектора-признаки которых совпадают с вектором-признаком выбранной как эталон реализации. Очевидно, что с одним эталоном распознать все 2000 реализации 1-го ОТПО не возможно. На втором шаге выбирается как эталон вектор-признак следующей часто использованной из 360 повернутых вариантов, например, 1-го ОТПО, при формировании 2000 реализаций. Вычисляются 2000 СКО  $Z_i$ . Среди них также ищутся  $Z_{min}$ .

Найденные значения  $Z_{min}$  указывают номера реализаций среди 2000 изображений, вектора-признаки которых совпадают с вектором-признаком выбранной как эталон реализации и т.д. Выбор эталонов для реализаций 1-го ОТПО проводится до тех пор, пока не будут распознаны все 2000 реализации.

Аналогично, выбор эталонов проводится для всех реализаций всех остальных 9 ОТПО.

Результаты выбора эталонов для 2000 реализаций каждого из 10 ОТПО приведены в таблице 1. На этом обучение системы распознавания завершается.

Таблица 1

№ ОТПО	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Кол-во эталонов	280	291	179	250	143	270	290	280	180	261

Затем осуществляет экзамен обученной системы на 20000 реализациях всех 10 ОТПО.

Экзамен заключается в сравнении векторов признаков всех 20000 реализаций всех 10 ОТПО с выбранными эталонами.

Производится выбор некоторого случайного объекта. Для него выполняются все описанные процедуры получения вектора цепного кода контура. Полученный вектор признаков неизвестного ОТПО сравнивается со всеми эталонными векторами-признаками в табл. 1. Определяется тип ОТПО в соответствии с  $\min\{Z_{min}\}$ .

Процедура экзамена повторяется для 2-го неизвестного объекта, и так далее для всех 20 000 реализаций всех 10 ОТПО.

### Выводы

Обученная система была протестирована на 20000 сгенерированных изображений. Полученный набор эталонов позволил получить 100 процентов распознавания, что показывает возможность применения контурных признаков на основе цепного кода для распознавания изображений.

### Список литературы

1. Генкин, В. Л. Системы распознавания автоматизированных производств / В.Л. Генкин, И.Л. Ерош, Э.С. Москалев. - Л.: Машиностроение, Ленинградское отделение, 1988. 246 с.
2. Otsu, N., A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 9, No. 1, 1979, pp. 62-66.
3. Садыков С.С. Алгоритм логического определения кривизны точек дискретной линии // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2015. №1(30). С. 52-59.
4. Новикова, Н.М. Структурное распознавание образов / Н.М. Новикова // Издательско-полиграфический центр Воронежского государственного университета. 2008. 113с.
5. Sadykov, S.S. Research of recognition of the imposed flat objects on dimensionless marks of their contours/ S.S. Sadykov, Y.Yu. Kulkov // Pattern Recognition and Information Processing:

Секция 10. Оптотехника, передача и обработка видеоинформации

Proc. of 13th Intern. Conf. (3-6 Oct. 2016, Minsk, Belarus) / ed.: S. Ablameyko, V. Krasnoproshin. – Minsk: Publ. Center of BSU, 2016, pp.205-208.

### **Инвариантные признаки невыпуклых изображений проекций произвольно расположенных трехмерных объектов**

Повсеместное увеличение объемов производства влечет за собой внедрение автоматических конвейеров и сборочных линий. Их неотъемлемой частью являются роботизированные узлы, оборудованные техническим зрением. В качестве технического зрения выступают системы автоматического распознавания (САР). Их основными задачами являются локализация и распознавание объектов наблюдения. Точность распознавания во многом зависит от выбранного набора признаков изображений.

Важной характеристикой признаков является их инвариантность к пространственному расположению объекта наблюдения, масштабу и ориентации на сцене. Существует множество инвариантных признаков бинарных изображений, но они имеют различные единицы измерения и диапазоны значений. Это усложняет их совместное использование для решения различного рода задач. Кроме этого, не все существующие признаки учитывают выпуклость формы изображения объекта. Таким образом, разработка нового вектора безразмерных инвариантных признаков формы и экспериментальное исследование его возможностей является актуальной задачей.

Ранее руководителем проекта был разработан вектор инвариантных (к смещению, повороту и масштабу объекта) признаков бинарных изображений для распознавания выпуклых проекций трехмерных объектов, включающий в себя: прямоугольный коэффициент формы (ПКФ), коэффициент периметр-площадь (КПП), диагональный коэффициент формы (ДКФ), коэффициенты диагоналей (КД), коэффициенты диагональных отрезков (КДО) выпуклых фигур. За основу были взяты существующие коэффициенты формы, такие как отношение периметра объекта к его площади, отношение ширины к длине. Область значений коэффициентов находится в диапазоне от 0 до 1.

В докладе приводится разработанный алгоритм вычисления инвариантных признаков невыпуклых изображений для системы автоматического распознавания произвольно расположенных трехмерных объектов на основе алгоритмов [1-4]; результаты исследования системы, разработанной с использованием новых алгоритмов и алгоритмов из [1-9].

#### Литература

1. Терехин, А.В. Распознавание объектов методом вычисления оценок с использованием диагональных признаков формы / А.В. Терехин // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. – 2014. – №1. – С. 17 – 25.
2. Садыков, С.С. Классификация геометрических фигур, вписанных в квадрат, по их форме с использованием диагональных признаков / С.С. Садыков, А.В. Терехин // Прикаспийский журнал. Управление и высокие технологии. – 2014. – №1. – С. 81-91.
3. Терехин, А.В. Алгоритм классификации выпуклых плоских фигур с помощью диагональных коэффициентов формы объекта / А.В. Терехин // Автоматизация и современные технологии. – 2014. – №5. – С. 35-41.
4. Терехин, А.В. Подход к классификации плоских геометрических фигур, вписанных в квадрат, по их форме на основе диагональных отрезков [Электронный ресурс] / А.В. Терехин // Современные проблемы науки и образования. – 2013. – № 6. – Режим доступа: [www.science-education.ru/113-11535](http://www.science-education.ru/113-11535).
5. Terekhin, A.V. The Algorithm for Generating Pairs of Projections of Three-Dimensional Objects on Two Images / A.V. Terekhin // Applied Mechanics and Materials. - 2015. - Vol 770. - pp 604-607
6. Терехин, А.В. Метод описания эталонов трехмерных объектов по форме их проекций и признакам отверстий / А.В. Терехин // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. – 2013. – № 1 (23). – С. 65 – 71.
7. Терехин, А.В. Алгоритм формирования косоугольной проекции трехмерного объекта по модели окто-дерева / А.В. Терехин, С.В. Савичева // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. – 2013. – № 3 (25). – С. 74 – 81.

## Секция 10. Оптическое, передача и обработка видеоинформации

8. Терехин, А.В. Алгоритм нормализации ориентации бинарных изображений проекций трехмерного объекта / А.В. Терехин, С.С. Садыков // Распознавание – 2015: сб. мат XII МНТК. – Курск, 2015 – С. 354 – 356.

9. Терехин, А.В. Алгоритм формирования описания поверхности трехмерного объекта / А.В. Терехин, С.С. Садыков // Распознавание – 2015: сб. мат XII МНТК. – Курск, 2015 – С. 356 – 358.



**Классификация плоских невыпуклых изображений проекций трехмерных объектов с использованием диагональных отрезков и кортежей**

За последние пять лет многие исследователи разработали различные подходы к классификации изображений, которые применяются для решения различных научных задач. Для классификации плоских невыпуклых изображений по их форме предлагается модель, состоящая из двенадцати классов. В качестве критериев классификации в данной модели используются комбинации диагональных отрезков в четырех квадрантах описанного прямоугольника изображения объекта наблюдения.

Точность идентификации объектов зависит от правильности выбора модели классификации. Так же, при разработке систем автоматического распознавания актуальной задачей является правильный выбор критериев классификации исследуемых объектов. В связи с вышеизложенным разработка новой модели классификации плоских невыпуклых изображений является актуальной задачей.

В докладе приводится разработанный алгоритм классификации плоских невыпуклых изображений с использованием диагональных отрезков и кортежей для системы автоматического распознавания трехмерных объектов; результаты исследования системы, разработанной с использованием новых алгоритмов и алгоритмов из [1-9].

Литература

1. Терехин, А.В. Распознавание объектов методом вычисления оценок с использованием диагональных признаков формы / А.В. Терехин // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. – 2014. – №1. – С. 17 – 25.
2. Садыков, С.С. Классификация геометрических фигур, вписанных в квадрат, по их форме с использованием диагональных признаков / С.С. Садыков, А.В. Терехин // Прикаспийский журнал. Управление и высокие технологии. – 2014. – №1. – С. 81-91.
3. Терехин, А.В. Алгоритм классификации выпуклых плоских фигур с помощью диагональных коэффициентов формы объекта / А.В. Терехин // Автоматизация и современные технологии. – 2014. – №5. – С. 35-41.
4. Терехин, А.В. Подход к классификации плоских геометрических фигур, вписанных в квадрат, по их форме на основе диагональных отрезков [Электронный ресурс] / А.В. Терехин // Современные проблемы науки и образования. – 2013. – № 6. – Режим доступа: [www.science-education.ru/113-11535](http://www.science-education.ru/113-11535).
5. Terekhin, A.V. The Algorithm for Generating Pairs of Projections of Three-Dimensional Objects on Two Images / A.V. Terekhin // Applied Mechanics and Materials. - 2015. - Vol 770. - pp 604-607
6. Терехин, А.В. Метод описания эталонов трехмерных объектов по форме их проекций и признакам отверстий / А.В. Терехин // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. – 2013. – № 1 (23). – С. 65 – 71.
7. Терехин, А.В. Алгоритм формирования косоугольной проекции трехмерного объекта по модели окто-дерева / А.В. Терехин, С.В. Савичева // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. – 2013. – № 3 (25). – С. 74 – 81.
8. Терехин, А.В. Алгоритм нормализации ориентации бинарных изображений проекций трехмерного объекта / А.В. Терехин, С.С. Садыков // Распознавание – 2015: сб. мат XII МНТК. – Курск, 2015 – С. 354 – 356.
9. Терехин, А.В. Алгоритм формирования описания поверхности трехмерного объекта / А.В. Терехин, С.С. Садыков // Распознавание – 2015: сб. мат XII МНТК. – Курск, 2015 – С. 356 – 358.