

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  $\alpha$ -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

## Секция 10. Оптическое, передача и обработка видеoinформации

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. 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.

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.