

УДК 004.93

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ОТДЕЛЬНЫХ ТЕСТОВЫХ И РЕАЛЬНЫХ ПЛОСКИХ ОБЪЕКТОВ ПО БЕЗРАЗМЕРНЫМ ПРИЗНАКАМ КОНТУРОВ ИХ ДВУХГРАДАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

С. С. Садыков, профессор, д.т.н., профессор кафедры ИС МИ (филиал) ВлГУ; sadykovs@yandex.ru
Я. Ю. Кульков, старший преподаватель кафедры САПР МИ (филиал) ВлГУ; y_mail@mail.ru

Рассматривается задача нахождения безразмерных признаков контура изображения объекта. Целью работы является экспериментальное исследование возможности применения безразмерных признаков для распознавания объектов в системах машинного зрения. Входными являются тестовые бинарные и реальные полутоновые изображения объектов. Вычисляются первичные безразмерные коэффициенты контуров изображений. На основе первичных коэффициентов формируется вектор признаков. Формируется набор эталонов для каждой группы изображений. С использованием среднеквадратичного отклонения вычисляется степень сходства вектора признаков неизвестного изображения и векторов признаков эталонов. Минимум указывает на принадлежность тестируемого изображения к одной из заданных групп. Приводятся результаты экспериментальных исследований предложенных признаков.

Ключевые слова: машинное зрение, распознавание изображений, плоские детали, безразмерные признаки, центр тяжести, поворот изображения, контур изображения, обучение системы распознавания.

DOI: 10.21667/1995-4565-2016-56-2-136-143

Введение

Толчок к широкому использованию сложной вычислительной техники как на производстве, так и в других областях человеческой деятельности дало стремительное развитие наукоемких технологий, в том числе микроэлектроники. К появлению новых средств автоматизации в промышленности, таких как системы автоматической упаковки, сортировки и контроля качества продукции, привело распространение микропроцессорных устройств [1-3].

Для замены человека на работах, требующих выполнения однотипных, трудоемких и иногда вредных для здоровья операций по сортировке, упаковке и контролю качества деталей и изделий предназначены подобные системы.

Комплексы, осуществляющие автоматическую упаковку, сортировку и контроль качества деталей и изделий строятся в основном на базе систем технического зрения (СТЗ), ядром которых являются алгоритмы распознавания путем обработки и анализа изображений этих деталей и изделий [1-7].

Известны комплексы автоматической сортировки и контроля качества плоских и трехмерных деталей и изделий [2].

Постановка задачи

Алгоритмы и система распознавания от-

дельных, наложенных тестовых и реальных плоских деталей и изделий с использованием только одного признака контуров их бинарных изображений – значения кривизны точек дискретного контура рассмотрены в работах [2, 4, 5, 7].

Использование единственного признака для распознавания плоских деталей и изделий создает значительные трудности при выборе эталонов и настройке видеодатчика, поскольку кривизна дискретной кривой не является инвариантной изменению масштаба объектов в поле зрения системы [8-14].

В данной работе предложен алгоритм распознавания отдельных тестовых и реальных объектов на основе безразмерных признаков контуров их бинарных изображений. Используемые признаки инвариантны повороту, переносу и изменению масштаба объектов в поле зрения распознающей системы.

Теоретические исследования

Процесс реализации предлагаемого алгоритма распознавания отдельных тестовых и реальных плоских объектов (деталей и изделий) состоит из двух этапов – обучения и экзамена.

Этап обучения.

Этап обучения включает в себя следующие шаги [рассмотрим на примере обработки, анали-

за и формирования эталонов изображений отдельных тестовых плоских объектов (ОТПО)]:

Шаг 1. В базу данных (БД) осуществляется загрузка R бинарных изображений ОТПО.

Шаг 2. Вычисляются центры тяжести всех R ОТПО по формуле (1):

$$x_{ц} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i, \quad y_{ц} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_i, \quad (1)$$

где: x_i, y_i – текущие координаты точек по X и Y соответственно; m – число точек объекта; $x_i, y_i, x_{ц}, y_{ц}$ – целые числа.

Шаг 3. Путем поворота каждого из R ОТПО с шагом 1 градус формируется массив E повернутых его изображений. Всего $Q=R*E$ повернутых изображений R ОТПО размещаются в БД. Поворот изображений осуществляется с помощью формул (2):

$$\begin{aligned} x_i &= (x - x_{ц}) \cos \alpha - (y - y_{ц}) \sin \alpha + x_{ц}, \\ y_i &= (y - y_{ц}) \cos \alpha - (x - x_{ц}) \sin \alpha + y_{ц}, \end{aligned} \quad (2)$$

где: x_i, y_i – новые координаты i -й точки объекта; x, y – исходные координаты i -й точки объекта; $x_{ц}, y_{ц}$ – координаты центра тяжести объекта; α – значение задаваемого угла поворота; $x, y, x_i, y_i, x_{ц}, y_{ц}$ – целые числа; $i = 1, \dots, m$ – число точек объекта.

Шаг 4. Для моделирования процесса случайного появления любого ОТПО в поле зрения системы распознавания из E повернутых изображений каждого из R ОТПО формируется массив по U изображений каждого R ОТПО. Выбор отдельного изображения из каждых E изображений R ОТПО в массив в U изображений осуществляется с помощью генератора случайных чисел (ГСЧ) с нормальным распределением. Массив $W=R*U$ изображений R ОТПО размещается в БД.

Шаг 5. Определяются площади всех W изображений [2] — S_1, \dots, S_w .

Шаг 6. Строятся гистограммы использования каждого из E повернутых изображений для всех R ОТПО при формировании W изображений. Всего формируется R гистограмм.

Шаг 7. Осуществляется выделение одноточечных контуров всех W бинарных изображений R ОТПО, и при этом для определения точек контура бинарного изображения используются следующие условия (3):

точка $G(i, j)$ считается контурной, если:

$$\begin{aligned} G(i, j) &= 1, \text{ если } F(i, j) = 1, F(i+1, j) = 0, \\ G(i+1, j) &= 1, \text{ если } F(i+1, j) = 1, F(i, j) = 0, \\ G(i, j+1) &= 1, \text{ если } F(i, j+1) = 1, F(i, j) = 0, \end{aligned} \quad (3)$$

где: $F(i, j)$ – точки входного бинарного изобра-

жения с координатами (i, j) ; $G(i, j)$ – точки контура с координатами (i, j) .

Шаг 8. Определяется количество точек, образующих одноточечный контур каждого из W изображений R ОТПО — P_1, \dots, P_w .

Шаг 9. Определяется количество внутренних точек каждого из W изображений R ОТПО — V_1, \dots, V_w :

$$V_i = S_i - P_i, \quad i = \overline{1, w}. \quad (4)$$

Шаг 10. При использовании способа, предложенного в [6], определяется метрическая длина $L_{кон.i}$ каждого из W контуров:

$$L_{кон.i} = 1 * N_{4i} + \sqrt{2} * N_{Di}, \quad i = \overline{1, w}, \quad (5)$$

где: N_{4i} – количество 4 – связных точек i -го контура; N_{Di} – количество D – связных точек i -го контура.

Шаг 11. Вычисляется значение кривизны в каждой точке каждого из W контуров по алгоритму, приведенному в [4].

Шаг 12. На основе алгоритма в [4] определяются опорные точки выпуклых (M_1, M_3) и вогнутых (M_2, M_4) участков и их количество в каждом из W контуров:

M_{1i} – количество точек контура со значением +90;

M_{2i} – количество точек контура со значением -90;

M_{3i} – количество точек контура со значением +135;

M_{4i} – количество точек контура со значением -135.

Шаг 13. Вычисляются общие длины выпуклых (Лобщ.вып.), вогнутых (Лобщ.вог.) и линейных (Лобщ.лин.) участков каждого из W контуров [4]:

$$\text{Лобщ.вып.}i = \frac{1}{2}[M_{1i}2в + M_{3i}(a+b)]; \quad (6)$$

$$\text{Лобщ.вог.}i = \frac{1}{2}[M_{2i}2в + M_{4i}(a+b)]; \quad (7)$$

$$\text{Лобщ.лин.}i = 1/2(K_i2a + T_i2в), \quad (8)$$

где: $a=1$ – расстояние между 4-связными точками контура; $b = \sqrt{2}$ – расстояние между D -связными точками контура; K_i – количество 4-связных точек линейных участков контура; T_i – количество D -связных точек линейных участков контура.

Шаг 14. Формируется набор исходных признаков каждого из W изображений R ОТПО:

$\{S, P, V, L_{кон}, M_1, M_2, M_3, M_4, L_{общ.вып.}, L_{общ.вог.}, L_{общ.лин.}, T, K\}$.

Шаг 15. С учетом отношений одних исходных признаков к другим формируется множество безразмерных признаков каждого из W ОТПО.

$$K_1 = P/S, \quad (9)$$

$$K_2 = M_1/S, \quad (10)$$

$$K_3 = M_2/S, \quad (11)$$

$$K_4 = M_3/S, \quad (12)$$

$$K_5 = M_4/S, \quad (13)$$

$$K_6 = K/S, \quad (14)$$

$$K_7 = T/S, \quad (15)$$

$$K_8 = M_1/P, \quad (16)$$

$$K_9 = M_2/P, \quad (17)$$

$$K_{10} = M_3/P, \quad (18)$$

$$K_{11} = M_4/P, \quad (19)$$

$$K_{12} = K/P, \quad (20)$$

$$K_{13} = T/P, \quad (21)$$

$$K_{14} = \text{Лобщ.лин.}/L_{\text{конт}}, \quad (22)$$

$$K_{15} = \text{Лобщ.вог.}/L_{\text{конт}}, \quad (23)$$

$$K_{16} = \text{Лобщ.вып.}/L_{\text{конт}}. \quad (24)$$

Вектор безразмерных признаков определяется как:

$$(K_1, K_2, K_3, \dots, K_{16}). \quad (25)$$

Шаг 16. В диалоговом режиме на основе гистограммы частоты использования E повернутых изображений каждого из R ОТПО при формировании массивов по W изображений случайного расположения ОТПО в поле зрения системы осуществляется выбор эталонов распознавания. В качестве 1-го эталона, например 1-го ОТПО, по гистограмме частоты использования выбирается вектор-признак наиболее часто использованного варианта из E повернутых изображений. Проводится сравнение эталонного вектора-признака с векторами-признаками каждого из U изображений, которое заключается в вычислении СКО между векторами-признаков по выражению (26) [2,4]:

$$Z_i = \frac{1}{n+1} \sum_{l=1}^n (K_{il} - K_{jl})^2, \quad (26)$$

где: $l = 1, \dots, n$ – номер признака в векторе-признаке каждого объекта;

$i = 1, 2, \dots$ – номер очередного выбранного по гистограмме в качестве эталона i -го вектора-признака (i -го объекта);

K_{il} – значение l -го признака выбранного в данный момент i -го эталонного вектора-признака;

K_{jl} – значение l -го признака, сравниваемого в данный момент с эталоном j -го вектора-признака (j -го объекта);

$j = 1, \dots, w$ – номера сравниваемых с эталонами вектора-объектов (j – номер объекта).

Вычисляются U СКО Z_{ij} . Среди них ищутся Z_{\min}

$$Z_{\min} = \min \{ Z_{ij} \}. \quad (27)$$

Найденные значения Z_{\min} указывают номера реализаций среди U изображений, векторы-признаки которых совпадают с вектором-признаком выбранной как эталон реализации. Очевидно, что с одним эталоном распознать все U реализации первого ОТПО невозможно.

Шаг 17. На основе гистограммы частоты использования E повернутых изображений выбирается как эталон вектор-признак следующей часто использованной из E повернутых вариантов, например первого ОТПО, при формировании U реализаций. Вычисляются U СКО Z_{ij} . Среди них ищутся Z_{\min} по формуле (27).

Найденные значения Z_{\min} указывают номера реализаций среди U изображений, векторы-признаки которых совпадают с вектором-признаком выбранной как эталон реализации, и т.д.

Шаг 18. Выбор эталонов, т.е. выполнение пп. 16, 17, для реализаций первого ОТПО проводится до тех пор, пока не будут правильно распознаны все U реализации.

Шаг 19. Выбранные эталоны первого ОТПО записываются в БД.

Шаг 20. Аналогично, т.е. выполнение пп. 16, 17, 18, 19, выбор эталонов проводится для всех реализаций всех оставшихся ОТПО.

Шаг 21. Формируется таблица выбранных эталонов для всех R ОТПО.

Экспериментальные исследования

Количество эталонов, полученных при обучении по W изображениям R ОТПО, представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Количество эталонов для ОТПО

№ ОТПО	Кол-во эталонов
1	42
2	74
3	50
4	71
5	29
6	38
7	35
8	53
9	72
10	44

Количество эталонов, полученных при обучении по W изображениям R ОТПО, представлены в таблице 2.

Следует отметить, что при обучении и распознавании ОТПО в технологический процесс после шага 1 добавляются процедуры фильтрации шумов (шаг 1, а) и устранения фона (шаг 1, б), а после шага 6 этапа обучения – би-

наризация полутонового изображения (шаг 6, а) [2, 4].

Таблица 2 – Количество эталонов для ОРПО

№ ОРПО	Кол-во эталонов
1	45
2	60
3	32
4	44
5	65
6	24
7	47
8	46
9	46
10	45

На этом этап обучения системы распознаванию ОРПО и ОРПО по безразмерным признакам контуров их бинарных изображений завершается.

Этап экзамена

Шаг 1. Случайным образом выбирается одно из W изображений R ОРПО и подается на вход системы.

Шаг 2. Над выбранным изображением выполняются шаги 7 – 15 этапа обучения, формируется вектор-признак данного изображения.

Шаг 3. Полученный вектор-признак входного неизвестного объекта, используя формулу (26), сравнивают со всеми эталонными векторами-признаками R ОРПО, отобранными в процессе обучения.

Шаг 4. Определяется (27) $\min\{Z_{ij}\}$, показывающий, к какому из R ОРПО относится входной неизвестный объект.

Шаг 5. Шаги 1 – 4 этапа экзамена выполняются со всеми W изображениями объектов R ОРПО.

Шаг 6. Строятся таблицы и графики изменения ошибки и правильного распознавания входных объектов в зависимости от количества эталонов.

Количество эталонов, полученных при обучении по W изображениям R ОРПО, представлено в таблице 2.

Экспериментальные исследования проведены при следующих численных параметрах исходных и производных данных:

- размер кадра исходных изображений 512x512 точек;

- размер рабочего поля, куда размещаются генерированные реализации исходных изображений 1024x1024;

- $R_T = R_P = 10$ – по 10 исходных изображений тестовых R_T и R_P реальных объектов;

- $E_T = E_P = 360$ – количество повернутых с шагом 1 градус каждого из 10 исходных изображений каждого тестовых E_T и реальных E_P объектов;

- $Q_T = Q_P = 3600$ – количество повернутых с шагом 1 градус всех 10 исходных изображений тестовых Q_T и реальных Q_P объектов;

- $U_T = U_P = 2000$ – количество случайно расположенных на рабочем поле повернутых изображений из массива E каждого из 10 исходных изображений тестовых U_T и реальных U_P объектов;

- $W_T = W_P = 20\ 000$ – общее количество случайно появляющихся на рабочем поле изображений тестовых W_T и реальных W_P объектов.

Изображения исходных отдельных тестовых $R_T=10$ и реальных $R_P=10$ объектов приведены на рисунках 1 и 2 соответственно.

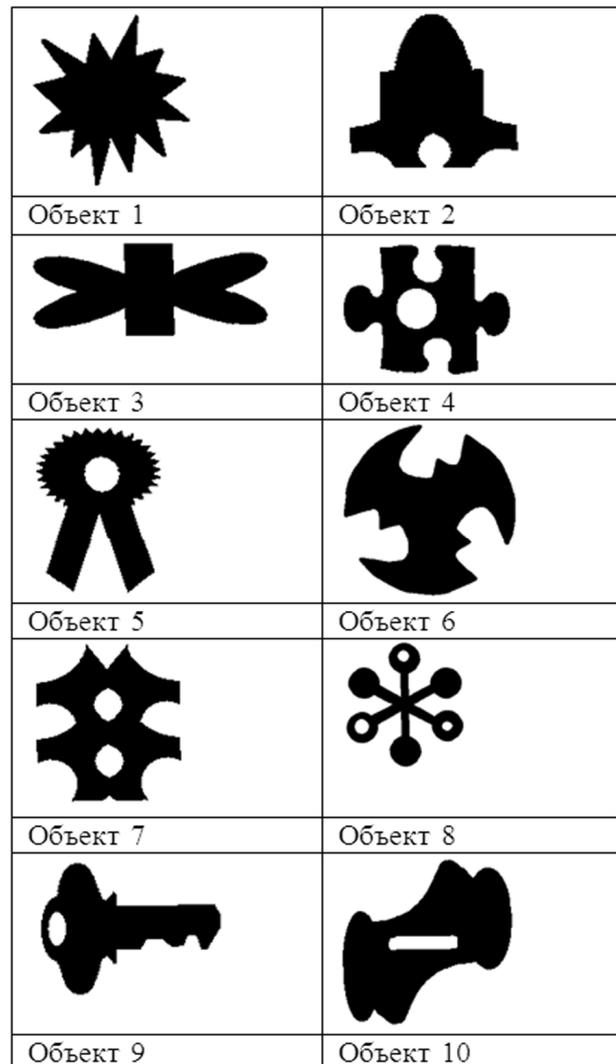


Рисунок 1 – Тестовые изображения

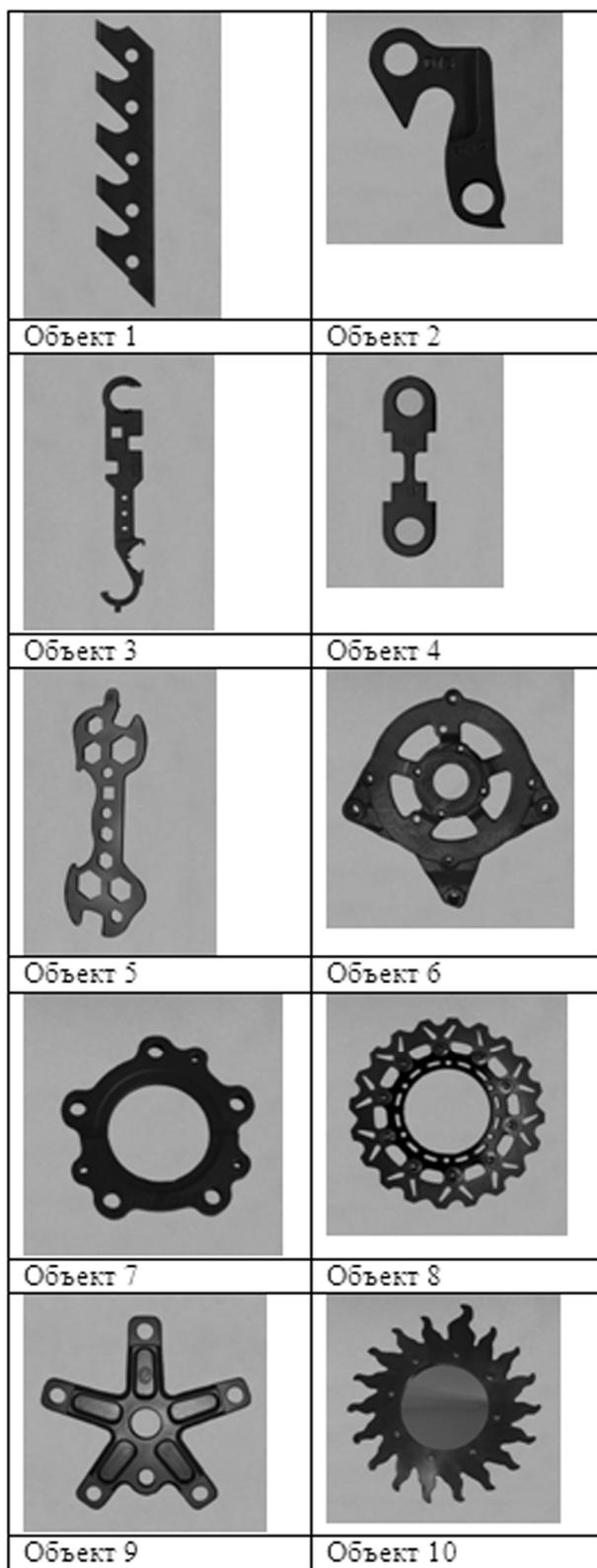


Рисунок 2 – Изображения реальных объектов

В таблицах 3 и 4 показаны изменения процента ошибки и правильного распознавания $W=20\ 000$ $R=10$ ОТПО и ОРПО в зависимости от количества эталонов соответственно.

Таблица 3 – Результаты правильной идентификации всех W тестовых объектов при изменении количества эталонов от 10 до 74 на каждый объект

№ объекта	Кол-во испытаний	Количество эталонов					
		10		50		74	
		кол-во	проц. расп.	кол-во	проц. расп.	кол-во	проц. расп.
1	2000	1440	72	2000	100	2000	100
2	2000	1096	54,8	1650	82,5	2000	100
3	2000	1073	53,6	2000	100	2000	100
4	2000	875	43,7	1633	81,6	2000	100
5	2000	1684	84,2	2000	100	2000	100
6	2000	1193	59,6	2000	100	2000	100
7	2000	1383	69,1	2000	100	2000	100
8	2000	1273	63,6	1967	98,3	2000	100
9	2000	699	34,9	1680	84	2000	100
10	2000	1505	75,2	2000	100	2000	100

Таблица 4 – Результаты правильной идентификации всех W реальных объектов при изменении количества эталонов от 10 до 65 на каждый объект

№ объекта	Кол-во испытаний	Количество эталонов					
		10		35		65	
		кол-во	проц. расп.	кол-во	проц. расп.	кол-во	проц. расп.
1	2000	1272	64	1906	95	2000	100
2	2000	807	40	1566	78	2000	100
3	2000	1458	73	2000	100	2000	100
4	2000	1225	61	1950	98	2000	100
5	2000	952	48	1296	65	2000	100
6	2000	1848	92	2000	100	2000	100
7	2000	1298	65	1726	86	2000	100
8	2000	1312	66	1766	88	2000	100
9	2000	1173	59	1664	83	2000	100
10	2000	1327	66	1873	94	2000	100

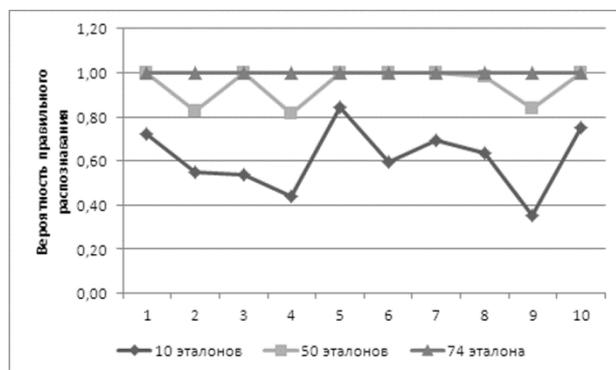


Рисунок 3 – График изменения вероятности правильного распознавания отдельных тестовых объектов при разном количестве эталонов

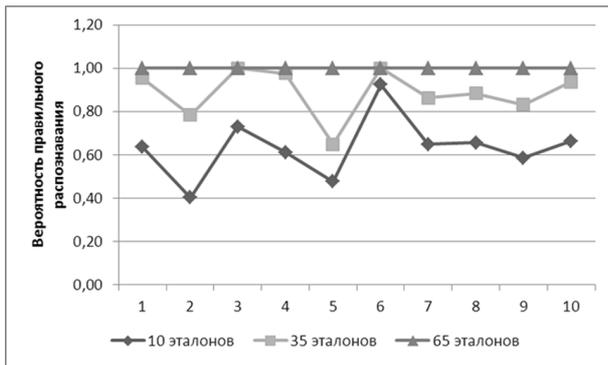


Рисунок 4 – График изменения вероятности правильного распознавания отдельных реальных объектов при разном количестве эталонов

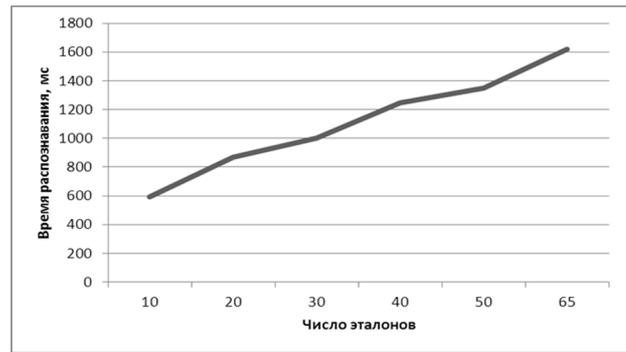


Рисунок 8 – График зависимости максимального времени распознавания одного реального объекта от числа эталонов

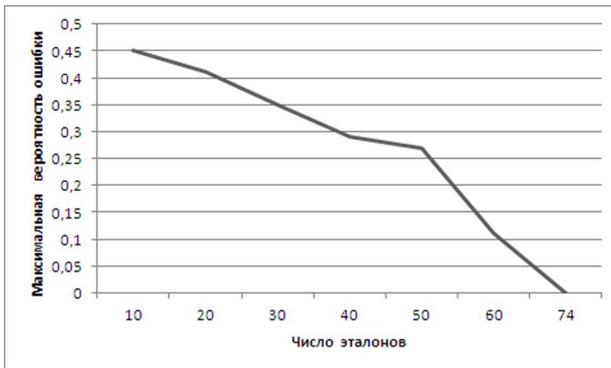


Рисунок 5 – График зависимости максимальной вероятности ошибки от числа эталонов для 2-го тестового объекта

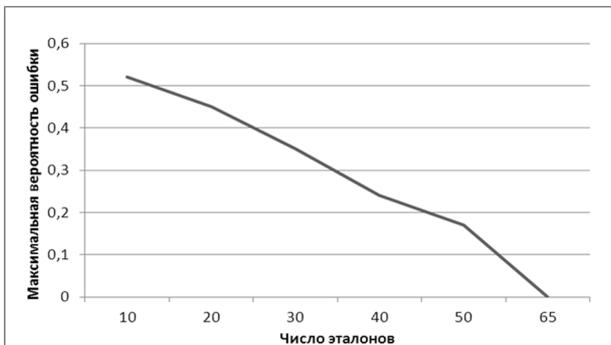


Рисунок 6 – График зависимости максимальной вероятности ошибки от числа эталонов для 5-го реального объекта

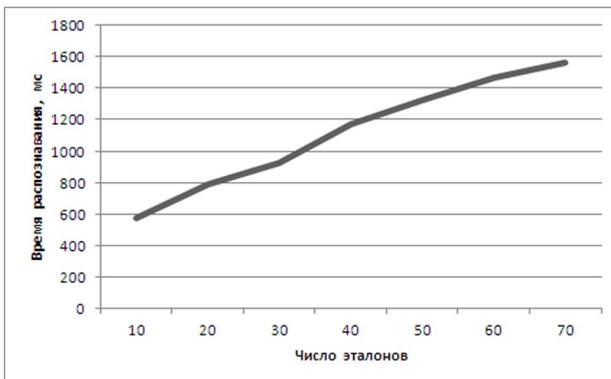


Рисунок 7 – График зависимости максимального времени распознавания одного тестового объекта от числа эталонов

Выводы

Среди тестовых плоских объектов можно выделить объекты под номерами 2 и 9, имеющие достаточно простой контур. Но вследствие дискретного характера значений координат точек, составляющих изображение, при вращении меняется структура контура. При некоторых углах данных объекты имеют линейные участки контура большой длины. При этом при других углах линейный характер контура изменяется, и при вычислении первичных коэффициентов получаем большое количество выпуклых участков с углом 135. Вследствие этого вычисленные признаки различных повернутых экземпляров данного объекта существенно отличаются, а значит, и полученные векторы признаков будут иметь отличия. На этапе обучения одним эталоном удастся распознать меньшее количество изображений. Это привело к необходимости использовать 74 эталона для объекта под номером 2, и 72 эталона для объекта 9 для достижения 100-процентного распознавания.

Те же рассуждения справедливы и для реального объекта под номером 2. При вращении полутонового изображения получаем различное соотношение линейных, выпуклых и вогнутых участков контура.

Наименьшее количество эталонов потребовалось для тестового объекта под номером 5 и реального полутонового под номером 6. Это объясняется малой изменчивостью структуры контура различных повернутых реализаций объекта. Соответственно при изменении положения объекта в поле зрения камеры распознающей системы также потребуются минимальное количество эталонов для распознавания данных объектов.

Реальные объекты под номерами 7, 8, 9 и 10 потребовали практически одинаковое количество эталонов, от 45 до 47, для обеспечения 100-процентного распознавания всех своих реализаций. Данные объекты имеют похожую симметричную округлую форму.

Обученная система была протестирована на

20000 сгенерированных изображений. Полученный набор эталонов позволил получить 100 процентов распознавания, что показывает высокую эффективность предложенных признаков.

В ходе проведения экспериментов вычислялось также время, требуемое для распознавания поступающего на вход тестовой системы изображения объекта. Используемая для написания программа не подвергалась оптимизации, в результате чего полученное время является достаточно большим для применения в системах технического зрения. Основное время занимают алгоритмы выделения одноточечного контура и маркировки опорных точек. При практическом использовании алгоритма идентификации объектов необходимо провести оптимизацию данных функций в программе. Также в программе используются линейная фильтрация и алгоритм бинаризации. Отсутствуют алгоритмы широко применяются в различных задачах цифровой обработки изображений, и возможно использование готовых функций, оптимизированных для применения в системах реального времени.

Библиографический список

1. Ермаков А. А., Орлов А. А., Садыков С. С., Стародубов Д. Н. Методы и алгоритмы обработки и анализа дефектоскопических и металлографических снимков. Владимир: Изд-во ВлГУ, 2008. 112 с.
2. Садыков С. С., Савичева С. В. Распознавание отдельных и наложенных плоских объектов. Владимир: Изд-во ВлГУ, 2012. 264 с.
3. Садыков С. С., Стулов Н. Н. Методы и алгоритмы выделения признаков объектов в СТЗ. М.: Горячая линия. – Телеком, 2005. 204 с.
4. Садыков С. С. Формирование безразмерных коэффициентов формы замкнутого дискретного контура // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2014. № 4 (29). С. 91-98.
5. Садыков С. С. Алгоритм логического определения кривизны точек дискретной линии // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2015. № 1 (30). С. 52-59.
6. Садыков С. С., Захарова Е. А., Буланова Ю. А. Идентификация новообразований молочной железы с использованием скрытых марковских полей // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2013. № 4-3 (46). С. 44-47.
7. Садыков С. С. Алгоритм построения выпуклой оболочки бинарного изображения и формирование его безразмерных признаков // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2015. № 2 (23). С. 77-85.
8. Садыков С. С., Захарова Е. А., Буланова Ю. А. Технология выделения области кисты на маммограмме // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2013. № 1 (43). С. 7-12.
9. Садыков С. С., Буланова Ю. А., Захарова Е. А., Яшков В. С. Исследование маркерного водораздела для выделения области рака молочной железы // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2013. № 1 (23). С. 56-64.
10. Андрианов Д. Е., Садыков С. С., Симанков Р. А. Разработка муниципальных геоинформационных систем. М.: Мир, 2006. 109 с.
11. Жизняков А. Л., Садыков С. С. Теоретические основы обработки многомасштабных последовательностей цифровых изображений: монография. Владимир: Изд-во ВлГУ, 2008. 121 с.
12. Евстигнеева О. И., Садыков С. С., Сулова Е. Е., Белякова А. С. Критерии выделения групп риска из лиц трудоспособного возраста при медицинских исследованиях на системе АСПО // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2012. № 19. С. 33-39.
13. Садыков С. С., Буланова Ю. А., Захарова Е. А. Диалоговая система анализа маммографических снимков // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2012. № 19. С. 155-167.
14. Садыков С. С., Буланова Ю. А., Романов А. Г. Алгоритм текстурной сегментации для выявления областей кисты на маммограммах // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2013. № 1 (23). С. 50-55.

UDC 004.93

IDENTIFICATION OF SEPARATE TEST AND REAL FLAT OBJECTS ON DIMENSIONLESS MARKS OF CONTOURS OF THEIR TWO-GRADED IMAGES

S. S. Sadykov, prof, dep. IS, MI (branch) VISU; sadykovss@yandex.ru
Ya. Yu. Kulkov, lecturer, dep. CAD, MI (branch) VISU; y_mail@mail.ru

The problem of finding dimensionless marks of an object image contour is considered. The purpose of work is to study the possibility of dimensionless marks application for recognition of objects in machine sight systems. Test binary and real grayscale images of objects are initial data. Primary dimensionless coefficients of contours of images are calculated. On the basis of primary coefficients the vector of signs is formed. A set

of standards for each group of images is formed. Using mean square deviation the degree of the unknown image marks vector similarity and standards marks vectors is calculated. The minimum indicates belonging of the tested image to one of the set groups. Results of studies of the offered signs are given.

Key words: machine sight, recognition of images, flat details, dimensionless signs, center of gravity, turn of the image, image contour, training of recognition system.

DOI: 10.21667/1995-4565-2016-56-2-136-143

References

1. Ermakov A. A., Orlov A. A., Sadykov S. S., Starodubov D. N. *Metody i algoritmy obrabotki i analiza defektoskopicheskikh i metallograficheskikh snimkov* (Methods and algorithms of processing and analysis defektoskopicheskikh and metalgraphic pictures). Vladimir: Izd-vo VIGU, 2008, 112 p. (in Russian).
2. Sadykov S. S., Savicheva S. V. *Raspoznavanie otdel'nykh i nalozhennykh ploskikh ob'ektov* (Recognition of the separate and imposed flat objects). Vladimir: Izd-vo VIGU, 2012, 264 p. (in Russian).
3. Sadykov S. S., Stulov N. N. *Metody i algoritmy vydeleniya priznakov ob'ektov v STZ* (Methods and algorithms of allocation of signs of objects in systems of technical sight). Moscow: Gorjachaja linija - Telekom, 2005, 204 p. (in Russian).
4. Sadykov S. S. Formirovanie bezrazmernykh koeficientov formy zamknutogo diskretnogo kontura. *Algoritmy, metody i sistemy obrabotki dannykh*. 2014, no. 4 (29), pp. 91-98 (in Russian).
5. Sadykov S. S. Algoritm logicheskogo opredelenija krivizny toček diskretnoj linii. *Algoritmy, metody i sistemy obrabotki dannykh*. 2015, no. 1 (30), pp. 52-59 (in Russian).
6. Sadykov S. S. Formirovanie bezrazmernykh koeficientov formy zamknutogo diskretnogo kontura. *Algoritmy, metody i sistemy obrabotki dannykh*. 2014, no. 4 (29), pp. 91-98 (in Russian).
7. Sadykov S. S. Algoritm postroenija vypuk-loj obolochki binarnogo izobrazhenija i formirovanie ego bezrazmernykh priznakov. *Algoritmy, metody i sistemy obrabotki dannykh*. 2015, no. 2 (23), pp. 77-85 (in Russian).
8. Sadykov S. S., Zaharova E. A., Bulanova Ju. A. Tehnologija vydelenija oblasti kisty na mammogramme. *Vestnik Rjazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*, 2013, no. 1 (43), pp. 7-12 (in Russian).
9. Sadykov S. S., Bulanova Ju. A., Zaharova E. A., Jashkov V. S. Issledovanie markernogo vodorazdela dlja vydelenija oblasti raka molochnoj zhelezy. *Algoritmy, metody i sistemy obrabotki dannykh*. 2013, no. 1 (23), pp. 56-64 (in Russian).
10. Andrianov D. E., Sadykov S. S., Simakov R. A. *Razrabotka municipal'nykh geoinformacionnykh system* (Development of municipal geographic information systems). Moscow: Mir, 2006, 109 p. (in Russian).
11. Zhiznjakov A. L., Sadykov S. S. *Teoreticheskie osnovy obrabotki mnogomasshtabnykh posledovatel'nostej cifrovyykh izobrazhenij: monografija* (Theoretical bases of processing of multilarge-scale sequences of digital images). Vladimir: Izd-vo VIGU, 2008, 121 p. (in Russian).
12. Evstigneeva O. I., Sadykov S. S., Suslova E. E., Beljakova A. S. Kriterii vydelenija grupp riska iz lic trudospobnogo vozrasta pri medicinskih issledovanijah na sisteme ASPO. *Algoritmy, metody i sistemy obrabotki dannykh*. 2012, no. 19, pp. 33-39 (in Russian).
13. Sadykov S. S., Bulanova Ju. A., Zaharova E. A. Dialogovaja sistema analiza mammogramficheskikh snimkov. *Algoritmy, metody i sistemy obrabotki dannykh*. 2012, no. 19, pp. 155-167 (in Russian).
14. Sadykov S. S., Bulanova Ju. A., Romanov A. G. Algoritm teksturnoj segmentacii dlja vyjavlenija oblastej kisty na mammogrammakh. *Algoritmy, metody i sistemy obrabotki dannykh*. 2013, no. 1 (23), pp. 50-55 (in Russian).