

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ DIGITAL PROCESSING OF SIGNALS AND IMAGES

УДК 004.93

С. С. Садыков, д-р техн. наук, проф, e-mail: sadykovss@yandex.ru,

Я. Ю. Кульков, ст. преп., e-mail: y_mail@mail.ru

Муромский институт Владимирского государственного университета, г. Муром

Распознавание отдельных тестовых и реальных плоских объектов по безразмерным признакам контуров их бинарных изображений

Цель работы — экспериментальное исследование возможности применения безразмерных признаков для распознавания объектов в системах машинного зрения. Входными являются тестовые бинарные и реальные полутоновые изображения объектов. На основе первичных коэффициентов формируется вектор признаков. Формируется набор эталонов для каждой группы изображений. С использованием среднего квадратичного отклонения вычисляется степень сходства вектора признаков неизвестного изображения и векторов признаков эталонов. Минимум указывает на принадлежность тестируемого изображения к одной из заданных групп.

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

Введение

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

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

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

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

В работах [2, 4, 5, 7] описаны разработанные алгоритмы и система распознавания отдельных, наложенных тестовых и реальных плоских деталей и изделий с использованием только одного признака

контуров их бинарных изображений — значения кривизны точек дискретного контура.

Применение 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 статье предлагается алгоритм распознавания отдельных тестовых (ОТПО) и реальных (ОРПО) плоских объектов на основе безразмерных признаков контуров их бинарных изображений. Применяемые признаки инвариантны повороту, переносу и изменению масштаба объектов в поле зрения распознающей системы.

Алгоритм распознавания

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

Этап обучения

Данный этап включает в себя следующие шаги (рассмотрим на примере обработки, анализа и формирования эталонов изображений отдельных тестовых плоских объектов):

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

Шаг 2. Вычисляются центры тяжести всех R ОТПО по формулам

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

где x_i, y_i — текущие координаты точек по X и Y , соответственно; m — число точек объекта; $x_i, y_i, x_{\text{ц}}, y_{\text{ц}}$ — целые числа; $i = 1, 2, \dots, m$.

Шаг 3. Путем поворота каждого из R ОТПО с шагом 1° формируется массив E повернутых его изображений. Всего $Q = R \cdot E$ повернутых изображений R ОТПО размещаются в БД. Поворот изображений осуществляется в соответствии со следующими формулами:

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

где x_i, y_i — новые координаты i -й точки объекта; x, y — исходные координаты i -й точки объекта; $x_{\text{ц}}, y_{\text{ц}}$ — координаты центра тяжести объекта; α — значение задаваемого угла поворота; $x, y, x_i, y_i, x_{\text{ц}}, y_{\text{ц}}$ — 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 $W = R \cdot U$ 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 каждого из R ОТПО при формировании W изображений. Всего 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

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

где $F(i, j)$ — точки входного бинарного изображения с координатами (i, j) ; $G(i, j)$ — точки контура с координатами (i, j) .

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

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

$$V_i = S_i - P_i \quad (4)$$

где $i = 1, 2, \dots, w$.

Шаг 10. Используя способ, предложенный в работе [6], определяется метрическая длина $L_{\text{кон.}i}$ каждого из W контуров:

$$L_{\text{кон.}i} = 1 \cdot N_{4i} + \sqrt{2} N_{Di} \quad (5)$$

где N_{4i} — число четырехсвязных точек i -го контура; N_{Di} — число D -связных точек i -го контура; $i = 1, 2, \dots, w$.

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

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

M_{1i} — число точек контура со значением $+90$;
 M_{2i} — число точек контура со значением -90 ;
 M_{3i} — число точек контура со значением $+135$;
 M_{4i} — число точек контура со значением -135 ,
 где $i = 1, 2, \dots, w$.

Шаг 13. Вычисляются общие длины выпуклых ($L_{\text{общ. вып.}}$), вогнутых ($L_{\text{общ. вог.}}$) и линейных ($L_{\text{общ. лин.}}$) участков каждого из W контуров [4]:

$$L_{\text{общ. вып.}i} = 1/2[M_{1i}2b + M_{3i}(a + b)]; \quad (6)$$

$$L_{\text{общ. вог.}i} = 1/2[M_{2i}2b + M_{4i}(a + b)]; \quad (7)$$

$$L_{\text{общ. лин.}i} = 1/2(K_i2a + T_i2b), \quad (8)$$

где $a = 1$ — расстояние между четырехсвязными точками контура; $b = \sqrt{2}$ — расстояние между D -связными точками контура; K_i — число четырехсвязных точек линейных участков контура; T_i — число D -связных точек линейных участков контура; $i = 1, \dots, w$.

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

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

Шаг 15. Беря отношения одних исходных признаков к другим, формируются множества безразмерных признаков каждого из W ОТПО.

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

Вектор безразмерных признаков выглядит так:

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

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 применяемого варианта из E повернутых изображений. Проводится сравнение эталонного вектора-признака с векторами-признаками каждого из U изображений, которое заключается в вычислении СКО между векторами-признаками с использованием следующего выражения [2, 4]:

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

где $l = 1, \dots, n$ — номер признака в векторе-признаке каждого объекта; $i = 1, 2, \dots, w$ — 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 УСКО 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 1-го ОТПО невозможно.

Шаг 17. На основе гистограммы частоты использования E повернутых изображений выбирается

как эталон вектор-признак следующей реализации, часто использованной из E повернутых вариантов, например, 1-го 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 шагов 16, 17, для реализаций 1-го ОТПО проводится до тех пор, пока не будут правильно распознаны все U реализаций.

Шаг 19. Выбранные эталоны 1-го ОТПО записываются в БД.

Шаг 20. Аналогично, т.е. выполнение шагов 16, 17, 18, 19, выбор эталонов проводится для всех реализаций всех остальных $R - 1$ ОТПО.

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

Число эталонов, полученное при обучении по W изображениям R ОТПО, представлено в табл. 1.

При проведении эксперимента для реальных объектов также выполняются шаги 1—21. Число эталонов, полученное при обучении по W изображениям R ОРПО, представлено в табл. 2.

Таблица 1

Число эталонов для ОТПО

№ ОТПО	1	2	3	4	$R - 1$	R
Число эталонов	42	74	50	71					72	44

Таблица 2

Число эталонов для ОРПО

№ ОРПО	1	2	3	4	$R - 1$	R
Число эталонов	45	60	32	44					46	45

Следует отметить, что при обучении и распознавании ОРПО в технологический процесс после шага 1 добавляются процедуры фильтрации шумов (шаг 1а) и устранения фона (шаг 1б), а после шага 6 этапа обучения — бинаризация полутонового изображения (шаг 6а) [2, 4].

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

Экзамен обученной системы

Шаг 1. Случайным образом выбирается один из W изображений R ОТПО и подается на вход системы.

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



Рис. 1. Тестовые изображения

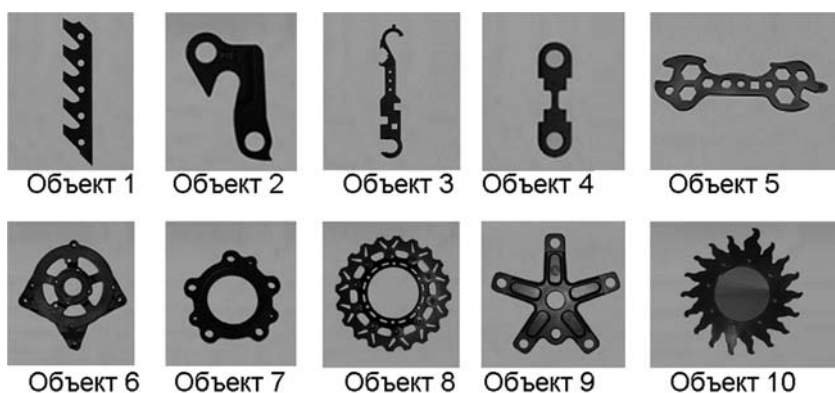


Рис. 2. Изображения реальных объектов

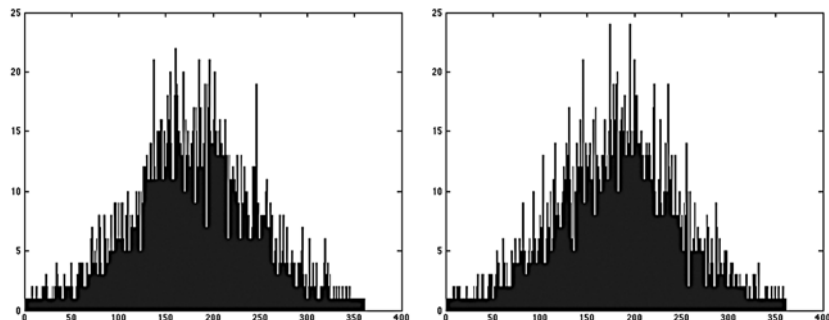


Рис. 3. Примеры гистограмм использования исходных $E_T = 360$ повернутых изображений при формировании массивов $U_T = 2000$ изображений $R_T = 10$ ОТПО

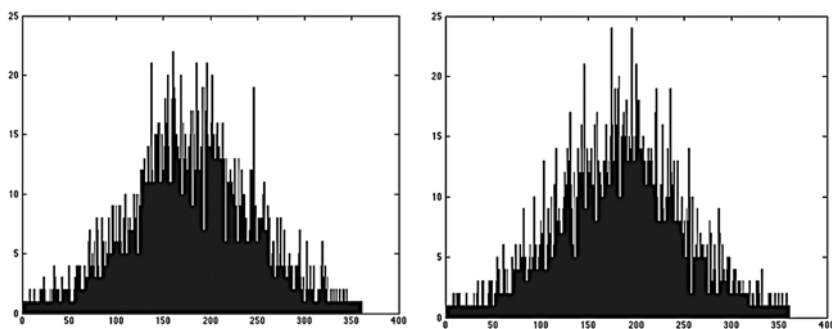


Рис. 4. Примеры гистограмм использования исходных $E_p = 360$ повернутых изображений при формировании массивов $U_p = 2000$ изображений $R_p = 10$ ОРПО

Шаг 3. Полученный вектор-признак входного неизвестного объекта с использованием формулы (26) сравнивается со всеми эталонными векторами-признаками R ОТПО, отобранными в процессе обучения.

Шаг 4. Определяется $\min\{Z_{ij}\}$, показывающий, какому из R ОТПО относится входной неизвестный объект.

Шаг 5. Шаги 1—4 этапа экзамена выполняются со всеми W изображениями объектов R ОТПО.

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

Экспериментальные исследования

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

- размер кадра исходных изображений 512×512 точек;
- размер рабочего поля, куда размещаются генерированные реализации исходных изображений, 1024×1024 ;
- $R_T = R_p = 10$ (по 10 исходных изображений тестовых R_T и R_p реальных объектов);
- $E_T = E_p = 360$ — число повернутых с шагом 1° каждого из 10 исходных изображений каждого из тестовых E_T и реальных E_p объектов;
- $Q_T = Q_p = 3600$ — число повернутых с шагом 1° всех 10 исходных изображений тестовых Q_T и реальных Q_p объектов;
- $U_T = U_p = 2000$ — число 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 число случайно появляемых 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 рис. 1 и 2, соответственно.

На рис. 3 и 4 приведены примеры гистограмм использования повернутых изображений при формировании их $U_T = U_p = 2000$ реализаций каждого из $R_T = R_p = 10$ ОТПО и ОРПО.

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

Представленные в табл. 3 и 4 данные приведены в графическом виде на рис. 5 и 6.

Зависимость максимальной вероятности ошибки от числа эталонов при распознавании всех ОТПО и ОРПО представлены на рис. 7 и 8.

Зависимость времени, затрачиваемого на распознавание объектов, от числа эталонов представлено на рис. 9 и 10.

Таблица 3

Результаты правильной идентификации всех W тестовых объектов при изменении числа эталонов от 10 до 74 на каждый объект при числе испытаний, равном 2000

№ объекта	Число эталонов							
	10		25		50		74	
	Число объектов	% распозн.	Число объектов	% распозн.	Число объектов	% распозн.	Число объектов	% распозн.
1	1440	72	1780	89,0	2000	100	2000	100
2	1096	54,8	1210	60,5	1650	82,5	2000	100
3	1073	53,6	1430	71,5	2000	100	2000	100
4	875	43,7	1022	51,1	1633	81,6	2000	100
5	1684	84,2	1920	96,0	2000	100	2000	100
6	1193	59,6	1628	81,4	2000	100	2000	100
7	1383	69,1	1873	93,7	2000	100	2000	100
8	1273	63,6	1664	83,2	1967	98,3	2000	100
9	699	34,9	928	46,4	1680	84	2000	100
10	1505	75,2	1727	86,4	2000	100	2000	100

Таблица 4

Результаты правильной идентификации всех W реальных объектов при изменении числа эталонов от 10 до 65 на каждый объект при числе испытаний, равном 2000

№ объекта	Число эталонов							
	10		25		40		65	
	Число объектов	% распозн.	Число объектов	% распозн.	Число объектов	% распозн.	Число объектов	% распозн.
1	1272	63,6	1706	85,3	1905	95,3	2000	100
2	807	40,4	1366	68,3	1845	92,3	2000	100
3	1458	72,9	1811	90,6	2000	100	2000	100
4	1225	61,3	1750	87,5	1911	95,6	2000	100
5	952	47,6	1096	54,8	1563	78,2	2000	100
6	1848	92,4	2000	100	2000	100	2000	100
7	1298	64,9	1526	76,3	1863	93,2	2000	100
8	1312	65,6	1566	78,3	1890	94,5	2000	100
9	1173	58,7	1464	73,2	1897	94,9	2000	100
10	1327	66,4	1673	83,7	1901	95,1	2000	100

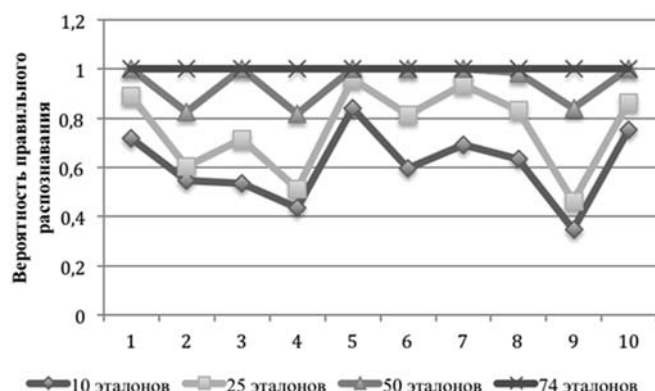


Рис. 5. График изменения вероятности правильного распознавания отдельных тестовых объектов при разном числе эталонов

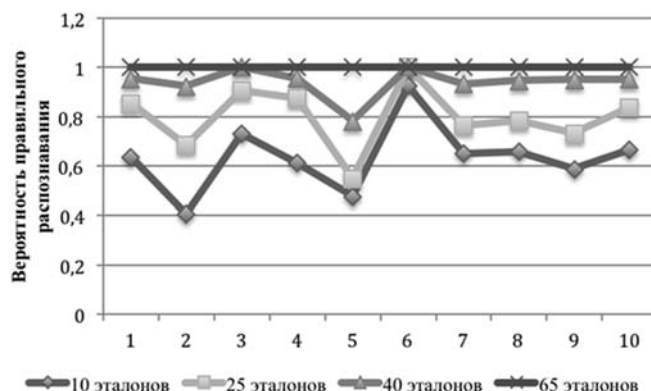


Рис. 6. График изменения вероятности правильного распознавания отдельных реальных объектов при разном числе эталонов

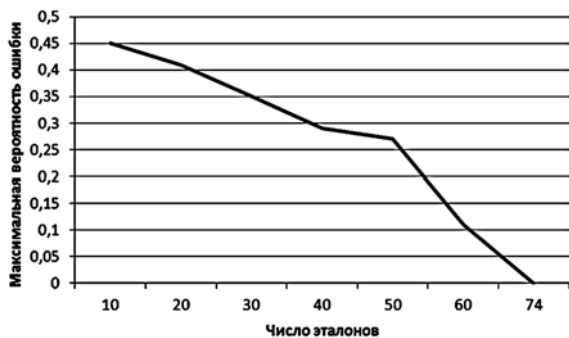


Рис. 7. График зависимости максимальной вероятности ошибки от числа эталонов для 2-го тестового объекта

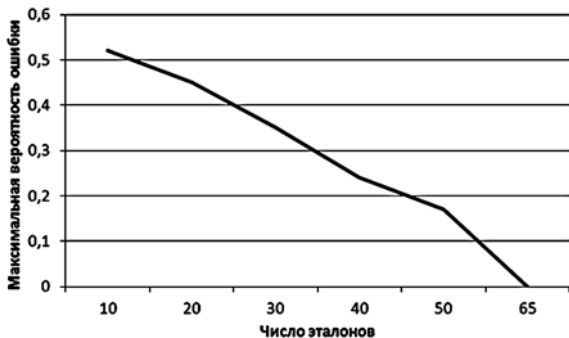


Рис. 8. График зависимости максимальной вероятности ошибки от числа эталонов для 5-го реального объекта

Заключение

Среди тестовых плоских объектов можно выделить объекты под № 2 и 9, имеющими достаточной 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 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 удается распознать меньшее число 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 № 2. При вращении полутонового изображения получаем различное соотношение линейных, выпуклых и вогнутых участков контура.

Наименьшее число эталонов потребовалось для тестового объекта № 5 и реального полутонового объекта № 6. Это объясняется малой изменчивостью структуры контура различных повернутых реализаций объекта. Соответственно при изменении

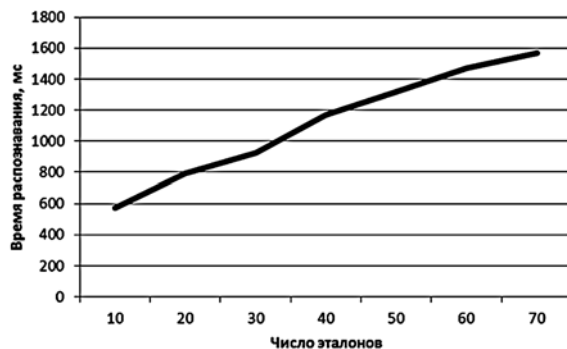


Рис. 9. График зависимости максимального времени распознавания одного тестового объекта от числа эталонов

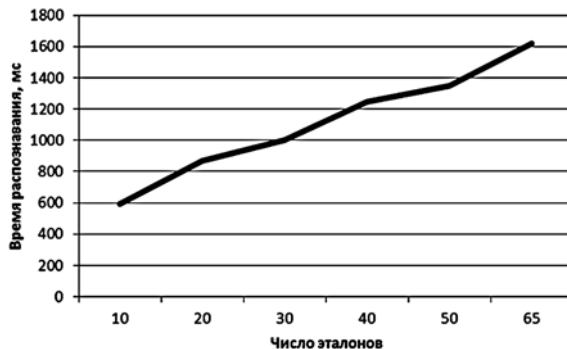


Рис. 10. График зависимости максимального времени распознавания одного реального объекта от числа эталонов

положения объекта в поле зрения камеры распознающей системы также потребуются минимальное число эталонов для распознавания данных объектов.

Реальные объекты под №№ 7—10 потребовали практически одинаковое число 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 20 000 сгенерированных изображений. Полученный набор эталонов позволил получить 100 % распознавания, что показывает высокую эффективность предложенных признаков.

В ходе проведения экспериментов вычислялось также время, требуемое для распознавания поступающего на вход тестовой системы изображения объекта. Используемое для проведения исследований программное обеспечение не подвергалось 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 данного алгоритма идентификации объектов необходимо провести оптимизацию данных функций в программе. Также в программе используются линейная фильтрация и алгоритм бинаризации Отсу. Данные алгоритмы широко применяются в различных задачах цифровой обработки

изображений и возможно использование готовых функций, оптимизированных для применения в системах реального времени.

Список литературы

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. Абламейко С. В., Лагуновский Д. М. Обработка изображений: технология, методы, применение. Минск: Ин-т техн. кибернетики НАН Беларуси. 1999. 300 с.
4. Садыков С. С., Савичева С. В. Идентификация реальных плоских объектов на основе единственного признака точек их внешних контуров // Информационные технологии. 2011. № 8. С. 13—16.
5. Садыков С. С., Савичева С. В. Распознавание плоских объектов при их наложении // Информационные технологии. 2013. № 2. С. 43—46.
6. Садыков С. С. Формирование безразмерных коэффициентов формы замкнутого дискретного контура // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2014. № 4 (29). С. 91—98.

7. Садыков С. С., Савичева С. В. Идентификация реальных плоских объектов на основе единственного признака точек их внешних контуров // Информационные технологии. 2011. № 8. С. 13—16.

8. Емельянов С. Г., Мирошниченко С. Ю., Панишев В. С. и др. Обработка цифровых аэрокосмических изображений для геоинформационных систем. Старый Оскол: ТНТ, 2011. 176 с.

9. Ильясова Н. Ю., Куприянов А. В., Храмов А. Г. Информационные технологии анализа изображений в задачах медицинской диагностики. М.: Радио и связь, 2012. 424 с.

10. Linde O., Lindeberg T. Composed complex-cue histograms: An investigation of the information content in receptive field based image descriptors for object recognition // *Computer Vision and Image Understanding*. 2012. P. 538—560.

11. Жизняков А. Л., Садыков С. С. Теоретические основы обработки многомасштабных последовательностей цифровых изображений. Владимир: Изд-во ВлГУ, 2008. 121 с.

12. Viola P., Jones M. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features // *In Proceedings of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001. P. 158—167.

13. Гридин В. Н., Титов В. С. и др. Адаптивные системы технического зрения. М.: Центр информ. технологий в проектировании РАН. М.: Наука, 2009. 441 с.

14. Belongie S., Malik J., Puzicha J. Matching Shapes // *Proc. Eighth Int'l. Conf. Computer Vision*. 2002. P. 454—461.

S. S. Sadykov, D. Sc., Professor, Department "Information System", e-mail: sadykovs@yandex.ru,

Ya. Yu. Kulkov, Teacher in Department "SAPR", e-mail: y_mail@mail.ru

The Murom institute of Vladimir state university, Murom

Recognition of Separate Test and Real Flat Objects on Dimensionless Marks of Contours of their Bitmaps

The purpose of work is the pilot study of a possibility of application of dimensionless marks for recognition of objects in systems of machine sight. Test binary and real grayscale images of objects are entrance. On the basis of primary coefficients the vector of signs is formed. Are formed a set of etalons for each group of images. With use of a mean square deviation degree of similarity of a vector of marks of the unknown image and vectors of marks of standards is calculated. The minimum indicates belonging of the tested image to one of the set groups.

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

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 defectoscopic and metallographic 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. Ablamejko S. V., Lagunovskij D. M. *Obrabotka izobrazhenij: tehnologija, metody, primenenie* (Processing of images: technology, methods, application), Minsk, In-t tehn. kibernetiki NAN Belarusi, 1999, 300 p. (in Russian).
4. Sadykov S. S., Savicheva S. V. Identifikacija real'nykh ploskikh ob'ektov na osnove edinstvennogo priznaka toček ih vneshnih konturov, *Informacionnye tehnologii*, 2011, no. 8, pp. 13—16 (in Russian).
5. Sadykov S. S., Savicheva S. V. Raspoznavanie ploskikh ob'ektov pri ih nalozhenii, *Informacionnye tehnologii*, 2013, no. 2, pp. 43—46 (in Russian).
6. Sadykov S. S. Formirovanie bezrazmernykh koeficientov formy zamknutogo diskretno-go kontura, *Algoritmy, metody i sistemy obrabotki dannyh*, 2014, no. 4 (29), pp. 91—98 (in Russian).
7. Sadykov S. S., Savicheva S. V., Identifikacija real'nykh ploskikh ob'ektov na osnove edinstvennogo priznaka toček ih vneshnih konturov, *Informacionnye tehnologii*, 2011, no. 8, pp. 13—16 (in Russian).

8. Emel'janov S. G., Miroshnichenko S. Ju., Panishhev V. S. i dr. *Obrabotka cifrovyyh azerokosmicheskikh izobrazhenij dlja geoinformacionnykh sistem* (Processing of digital space images for geographic information systems), Staryj Oskol: TNT, 2011, 176 p. (in Russian).

9. Il'jasova N. Ju., Kuprijanov A. V., Harmov A. G., *Informacionnye tehnologii analiza izobrazhenij v zadachah medicinskoj diagnostiki* (Information technologies of the analysis of images in problems of medical diagnostics), Moscow, Radio i svjaz', 2012, 424 p. (in Russian).

10. Linde O., Lindeberg T. Composed complex-cue histograms: An investigation of the information content in receptive field based image descriptors for object recognition, *Computer Vision and Image Understanding*, 2012, pp. 538—560 (in English).

11. Zhiznjakov A. L., Sadykov S. S. *Teoreticheskie osnovy obrabotki mnogomasshtabnykh posledovatel'nostej cifrovyyh izobrazhenij* (Theoretical bases of processing of multilarge-scale sequences of digital images), Vladimir, Izd-vo VIGU, 2008, 121 p. (in Russian).

12. Viola P., Jones M., Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple features, *In Proceedings of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001, pp. 158—167 (in English).

13. Gridin V. N., Titov V. S. i dr. *Adaptivnyye sistemy tehničeskogo zrenija* (Adaptive systems of technical sight). Centr inform. tehnologij v proektirovanii RAN, Moscow, Nauka, 2009, 441 p. (in Russian).

14. Belongie S., Malik J., Puzicha J., Matching Shapes, *Proc. Eighth Int'l. Conf. Computer Vision*, pp. 454—461 (in English).