

В. И. Бритик¹, Е. Ю. Жилина²¹ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, vladimir.brytik@mail.ru;²ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, ElenkaZhilinaVr@rambler.ru;

ИССЛЕДОВАНИЕ ВОЗМОЖНОСТЕЙ РАЗЛИЧНЫХ ФИЛЬТРОВ И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ В ЗАДАЧАХ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Данная статья посвящена анализу фильтров с точки зрения, как точности выделения контурных точек, так и сохранения информации о распределении производных элементов. В статье исследуются алгоритмы выделения контуров Превитта (Prewitts), Собела (Sobel), Лапласа (Laplass), Кирша (Kirschs) и оценивается их работа, используя некоторые известные критерии качества работы. Также сравнивалась эффективность исследуемых алгоритмов, которая определялась на выбранных изображениях с наложенным шумом. Точность выделения контура сильно зависит от шумовых составляющих.

КОНТУРНЫЕ ТОЧКИ, ОДНОМЕРНАЯ МАСКА, АЛГОРИТМ, ШУМ ГАУССА, ИМПУЛЬСНЫЙ ШУМ

Введение

Одной из центральных проблем распознавания образов является выделение объектов на изображении со сложным фоном и дальнейшая интерпретация свойств и характеристик этих объектов [1-3].

Распознавание объектов на изображениях является одной из наиболее важных задач. Её успешное решение во многом зависит от признаков. Наиболее часто в качестве признаков используются контурная информация, ограничивающая распознаваемые объекты. Однако, ввиду большой изменчивости контурной информации, методы распознавания на их основе не позволяют получить необходимые результаты распознавания. Поэтому в последнее время на первый план выходят структурно – лингвистические методы, где помимо особых точек (контурная информация) используются в качестве признаков распределения производных элементов (откликов фильтров). В простейшем случае в качестве производного элемента может быть использовано значение яркости, а её распределение внутри распознаваемого объекта признаком.

На основании вышеизложенного становится очевидным, что при решении задачи распознавания необходимо использовать такие фильтры, которые при выделении контурной информации не теряли информацию о распределении производных элементов.

В данной работе производится анализ фильтров с точки зрения как точности выделения особых точек, так и сохранения информации о распределении производных элементов.

Резкое изменение яркости изображения происходит по нескольким причинам. Во-первых, такие резкие изменения чаще всего происходят на границах объектов – это может быть изображение светлого предмета на темном фоне или темного предмета на светлом фоне. Во-вторых, резкие изменения яркости часто бывают следствием изменения отражательной способности на достаточно

характерных структурах. К резким изменениям яркости изображения также относят резкие изменения ориентации поверхности.

Точки изображения, в которых яркость изменяется особенно сильно, часто называют краями или краевыми (контурными) точками.

Контурные точки в сочетании с другими признаками успешно используются для анализа и классификации изображения в широком диапазоне применений. Многочисленные применения и субъективный подход к определению контурных точек привели к созданию большого количества операторов их выделения, эффективность которых существенно зависит от условий формирования и объектов на изображениях.

В этой работе исследуются разнообразные алгоритмы выделения контуров и оценивается их работа, используя некоторые известные критерии качества работы. Они могут быть разделены на два класса: количественные и качественные. В качестве количественных критериев обычно используются следующие меры:

- процент от точек контура, обнаруженных на идеальном изображении контура;
- число обнаруженных точек контура, которые не совпадают с идеальными;
- отношение числа обнаруженных точек контура, которые не совпадают с идеальным контуром, к числу обнаруженных точек, которые совпадают с идеальными;
- средняя ширина обнаруженного контура, определяемая как отношение общего количества обнаруженных точек контура к числу идеальных точек контура;
- нормализованное отклонение фактических точек контура от идеальных точек контура.

1. Критерии эффективности работы алгоритмов по выделению контурных точек

В литературе описано множество экспериментов, посвящённых исследованию эффективности детекторов контуров на изображении, где

использовались различные модификации описанных выше критериев Davis [1], Rosenfeld [2], Pratt [3] и ряде других. В этих работах эффективность оценивалась при помощи специально разработанных критериев, а также визуально [4, 5]. В качестве критериев было использовано распределение, формируемое на основе априорно заданных контурных точек, отображаемых на идеальном изображении и полученных в результате обработки зашумлённого идеального изображения [4, 5]. Были выбраны два критерия, зарекомендовавших себя наилучшим образом:

R_1 – характеризует число обнаруженных точек контура и их не совпадение с идеальными

$$R_1 = \frac{1}{I_N} \sum_1^{I_A} \frac{1}{1 + \delta e^2},$$

где I_A – действительное число точек выделенного контура; I_I – число точек идеального контура; $I_N = \max\{I_I, I_A\}$; δ – скалярная константа (1/9); e – расстояние между выделенными и идеальными точками контура:

- чем меньше ошибка e , тем больше $R_1 \rightarrow 1$;
- чем больше ошибка e , тем больше R_1 уменьшается пропорционально числу контурных точек.

R_2 – составляет среднее отклонение обнаруженных точек контура от идеальных точек:

$$R_2 = \frac{1}{I_A} \sum_1^{I_A} e^2.$$

Типы существующих изображений можно условно разделить на три группы:

- контурные или графические изображения, дающие представление о внешних очертаниях объекта на однородном фоне;
- силуэтные изображения как совокупность объектов на общем фоне восприятия. Каждый объект представляется замкнутым контуром, заполненным однородным полем;
- полутоновые изображения, которые представлены в виде объектов, имеющих чёткие очертания или полутоновой переход от фона к объекту.

2. Выделение контура при помощи одномерных масок свёртки

Чтобы сравнивать работу алгоритмов (датчиков) выделения контуров, необходимо принять решение относительно определения точки контура. В настоящий момент нет общепринятого определения о том, что такое контур. В этой работе контуром мы считаем резкое изменение яркости (интенсивности), а за контур мы принимаем все точки на наклоне изменения яркости с тем ограничением, что число точек наклона не превышает трёх (модель размытого контура) (рис. 1).

Мы также принимаем во внимание ещё две модели: идеальную и зашумлённую (рис. 2).



Рис. 1. Модель размытого контура

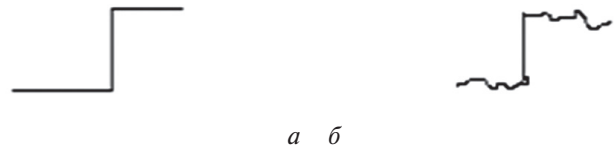


Рис. 2. а – модель идеального контура; б – модель зашумленного контура

Для сравнения алгоритмов выделения контуров были выбраны многоугольники (треугольник, прямоугольник, пяти- и шестиугольник) и круг. Выбор многоугольников обусловлен необходимостью обеспечить переменную ориентацию контурных линий относительно закона сканирования.

Прямоугольник – очень простой объект, его грани имеют постоянную ориентацию, соответствующую закону сканирования. Круг – более сложный объект. Ориентация контура круга постоянно меняется и для большинства алгоритмов это создаёт большие трудности. Треугольник имеет постоянную ориентацию, но не соответствующую закону сканирования, и содержит краевые точки.

Каждый объект исследовался для трёх основных типов контуров: идеальный контур, размытый контур и зашумлённый контур. Идеальный контур – результат черного объекта (серый уровень 15) на белом фоне (серый уровень 0). Размытый контур – моделировался как контур, состоящий из нескольких дискрет. Зашумлённые изображения моделировались для двух типов шума: двоичный шум и шум с распределением типа Гаусса.

Проведем эксперимент, используя контурные или графические изображения (рис. 3) с применением одномерных масок свертки (табл. 1).

Таблица 1

Одномерные маски свёртки

№	Название маски:	Одномерные маски свёртки
1	Маска тона (Tone)	1 2 1
2	Маска края (Border)	-1 0 1
3	Маска пятна (Spot)	-1 2 -1
4	Маска волнистости (Wave)	-1 2 0 -2 1
5	Маска пульсации (Rippling)	1 -4 6 -4 1
6	Маска колебания (Vibration)	-1 6 -15 20 -15 6 -1

В эксперименте использовался шум с распределением Гаусса со стандартным отклонением 3, 5, 12 (рис. 4–11). Число градаций яркости было выбрано от 0–16.

Уровень порога Т выбирался выше максимальной амплитуды шума.

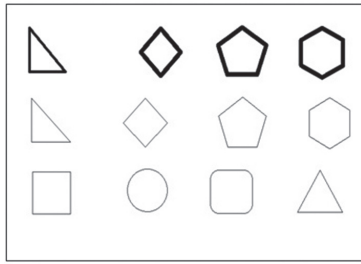
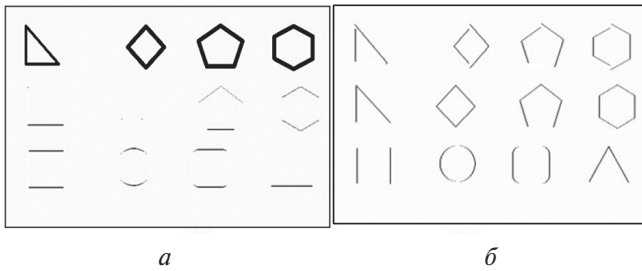


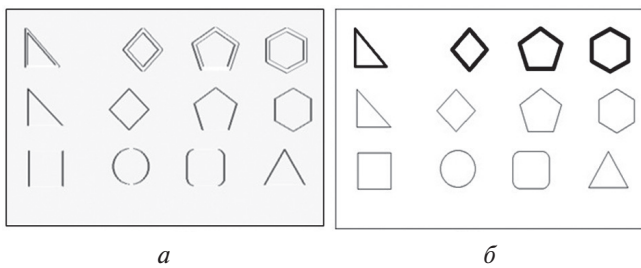
Рис. 3. Эталонное изображение

Результаты тестирования. После применения масок к эталонному изображению были получены изображенные на рис. 4–6 результаты:



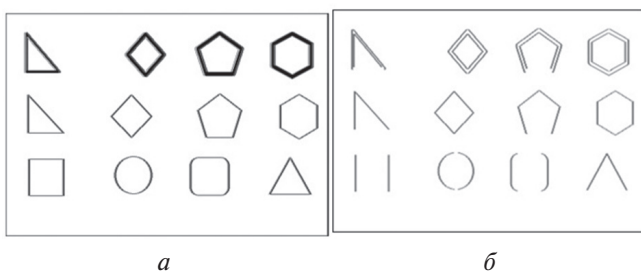
a *б*

Рис. 4. Применение к эталонному изображению масок: *a* – применение маски Tone; *б* – применение маски Border к эталонному инвертированному изображению



a *б*

Рис. 5. Применение к эталонному изображению масок: *a* – применение маски Vibration к эталонному инвертированному изображению; *б* – применение маски Spot



a *б*

Рис. 6. Применение к эталонному изображению масок: *a* – применение маски Wave; *б* – применение маски Rippling к инвертированному эталонному изображению

В эксперименте, где в качестве входной информации использовались контурные изображения треугольника, ромба, пятиугольника, шестиугольника, квадрата и круга, лучшими оказались такие одномерные маски свертки как: маска Spot и Wave. Они позволили получить связный контур. Маски Border, Vibration и Rippling позволили определить несвязанный контур с разрывами. А при помощи маски Tone получили наихудший результат, при котором контур как таковой выделить не удалось.

3. Сравнение алгоритмов выделения контура после наложения шума

Основная проблема задачи определения краев – это шумы изображения. Детекторы краев построены таким образом, что дают большой выход при резких изменениях, а одна из причин резких изменений – это прибавление к пикселям посторонних элементов (поскольку шумы в разных пикселях, как правило, не коррелируются, а значит могут очень сильно отличаться друг от друга).

Проведем эксперимент с использованием импульсного шума и шума с распределением Гаусса со стандартным отклонением. Число градаций яркости было выбрано от 0–16. Полученные результаты изображены на рис. 7–11.

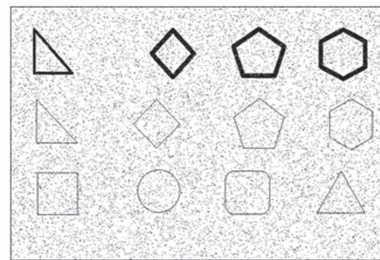
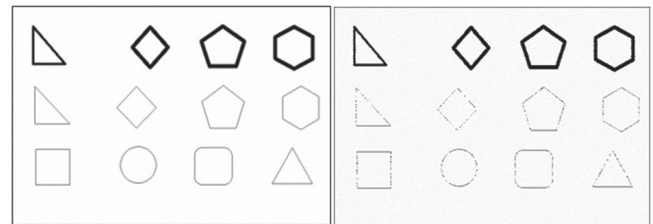
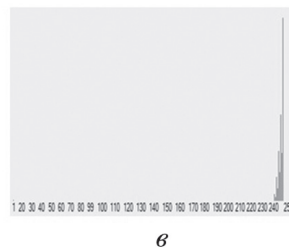


Рис. 7. Применение к эталонному изображению маски Spot и импульсного шума



a *б*



в

Рис. 8. Применение к эталонному изображению шума с распределением Гаусса со стандартным отклонением 2: *a* – эталонное изображение; *б* – эталонное изображение с применением маски Tone; *в* – гистограмма эталонного изображения с применением маски Tone

В эксперименте использовались такие же контурные изображения, что и в предыдущем, но с наложенным на них импульсным шумом и шумом Гаусса. Лучшими оказались одномерные маски свертки: маска Spot для импульсного шума и Tone для шума Гаусса. Они позволили выделить контур. Маски Border, Vibration, Spot, Wave позволили определить несвязанный контур с разрывами. А маска Rippling дала наихудший результат, при котором контур выделить не удалось.

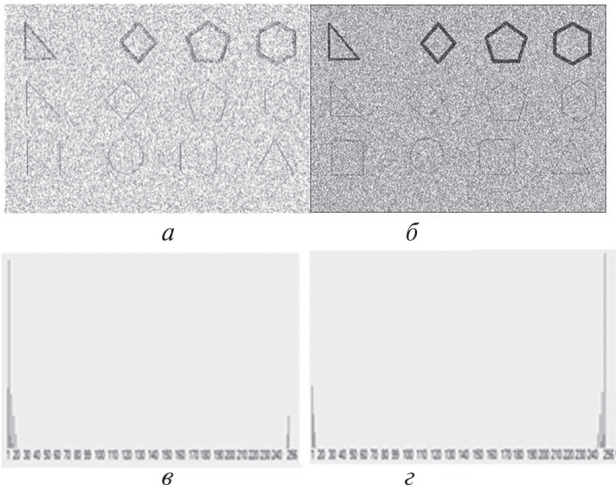


Рис. 9. Применение к эталонному изображению шума с распределением Гаусса со стандартным отклонением 2: *a* – применение маски Border к инвертированному эталонному изображению; *б* – эталонное изображение с применением маски Spot; *в* – гистограмма эталонного изображения с применением маски Border; *г* – гистограмма эталонного изображения с применением маски Wave;

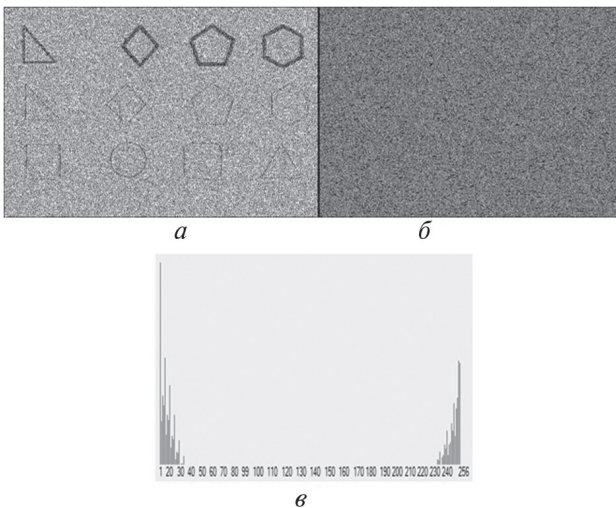


Рис. 10. Применение к эталонному изображению шума с распределением Гаусса со стандартным отклонением 2: *a* – эталонное изображение с применением маски Wave; *б* – применение маски Rippling к инвертированному эталонному изображению; *в* – гистограмма эталонного изображения с применением маски Rippling

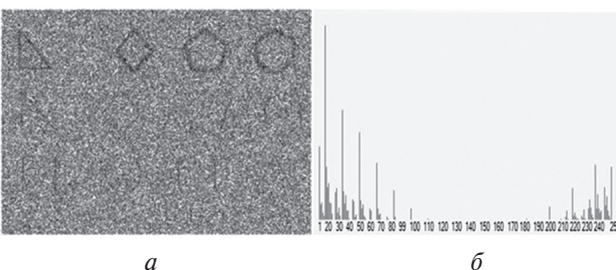


Рис. 11. Применение шума с распределением Гаусса со стандартным отклонением 2: *a* – применение маски Vibration к инвертированному эталонному изображению; *б* – гистограмма эталонного изображения с применением маски Vibration

Проведем следующий эксперимент с использованием таких же масок и шума с распределением Гаусса со стандартным отклонением, что и в предыдущем эксперименте, но на этот раз возьмем силуэтные изображения (рис. 12–15).

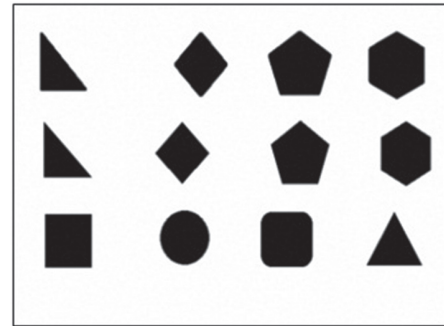


Рис. 12. Эталонное силуэтное изображение

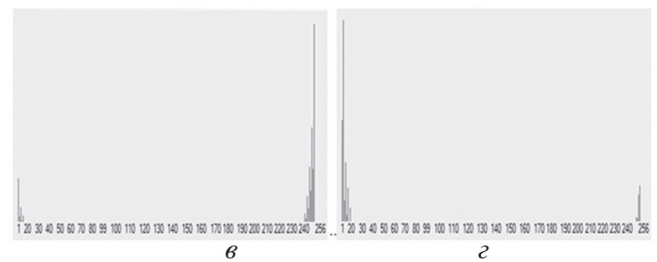
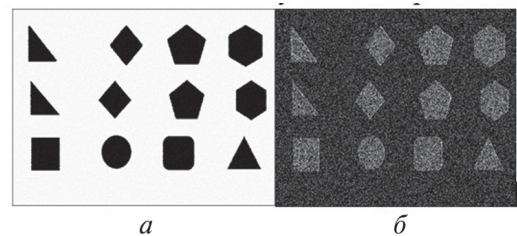


Рис. 13. Применение к эталонному силуэтному изображению шума с распределением Гаусса со стандартным отклонением 2: *a* – маски Tone, *б* – маски Border; *в* – гистограмму маски Tone и *г* – гистограмму маски Border

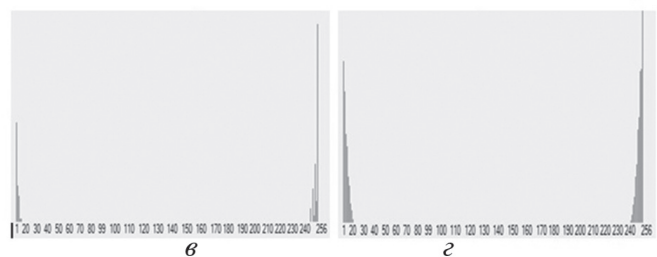
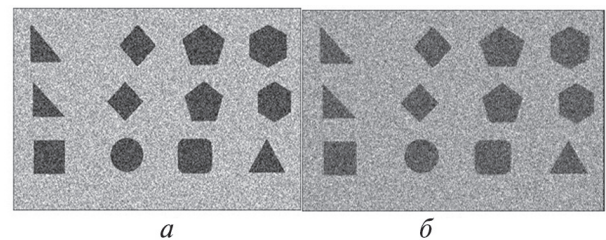


Рис. 14. Применение к эталонному силуэтному изображению шума с распределением Гаусса со стандартным отклонением и масок: *a* – маски Spot, *б* – маски Wave; *в* – гистограмму маски Spot и *г* – гистограмму маски Wave

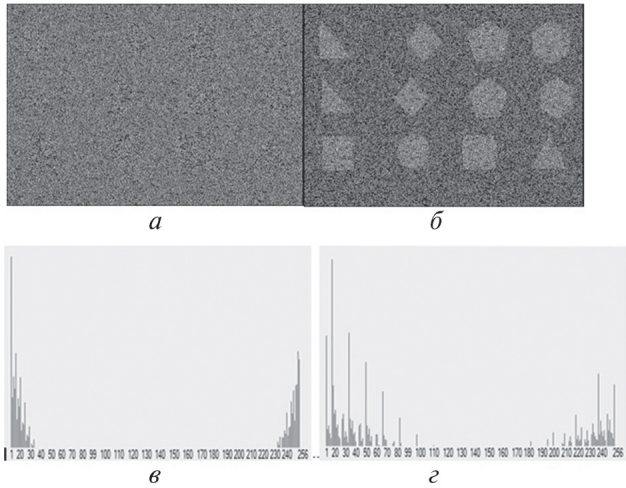


Рис. 15. Применение к эталонному силуэтному изображению шума с распределением Гаусса со стандартным отклонением и масок: *a* – маски Rippling; *b* – маски Vibration; *c* – маски Rippling и *d* – маски Vibration

В эксперименте использовались силуэтные изображения треугольника, ромба, пятиугольника, шестиугольника, квадрата. Были наложены маски Tone, Border, Vibration, Wave и Spot, позволившие определить частотные характеристики. Маска Rippling дала наихудший результат, при котором выделить что бы то ни было не удалось.

Таким образом, проведя эксперименты и построив гистограммы, можно сделать вывод, что одномерные фильтры для силуэтных изображений не позволяют выделять контур, но позволяют получать распределения значений внутри изображения и четко фиксируют Гауссовский шум, что хорошо для структурно-информационных, частотных и статистических методов.

4. Выделения контура изображения, используя алгоритмы Превитта, Кирша, Собела, Лапласа

Первая цель этой работы состояла в том, чтобы собрать методы выделения контуров и изучить их работу. Были исследованы алгоритмы Превитта (Prewitts), Собела (Sobel), Лапласа (Laplass), Кирша (Kirschs), Логический (Logic).

Для исследования двумерных фильтров были выбраны изображения: прямоугольника, круга, треугольника, пятиугольника, шестиугольника (табл. 2–10). Эти фигуры представлялись в виде контуров, с незаполненным и заполненным равномерным фоном, где *b* – стандартное отклонение.

Для каждого следующего изображения результаты оценивались по следующим параметрам: тип изображения, максимальное значение R_1 и значение R_2 .

Далее рассмотрим их без шума и с шумом 5, 10, 15 и посмотрим его влияние на изображение.

Лучшими в этом эксперименте оказались алгоритмы Превитта, Лапласа, Кирша. Логический алгоритм не позволил определить контур и имел высокие значения ошибки.

Таблица 2

Сравнение алгоритмов выделения контура для контурных изображений пятиугольника с наложенным шумом

фильтр	шум с распределением гаусса со стандартным отклонением 0,2,5,10,15.					
	$\sigma=0$	$\sigma=2$	$\sigma=5$	$\sigma=10$	$\sigma=15$	
Исходное полутоновое						
1-Превитт						
ошибка		0	0	1	26	635
3-Собел						
ошибка		110	105	99	110	319
2-Кирш						
ошибка		0	0	0	12	857
4-Лаплас						
ошибка		0	2	12	21	153
Logic						
ошибка		1002	1001	1002	1002	1005

Таблица 3

Сравнение алгоритмов выделения контура для контурных изображений шестиугольника с наложенным шумом

фильтр	шум с распределением гаусса со стандартным отклонением 0,2,5,10,15.					
	$\sigma=0$	$\sigma=2$	$\sigma=5$	$\sigma=10$	$\sigma=15$	
Исходное полутоновое						
1-Превитт						
ошибка		371	362	370	390	715
3-Собел						
ошибка	452	431	446	445	443	405
2-Кирш						
ошибка	554	459	464	467	473	843
4-Лаплас						
ошибка	1284	304	309	308	317	252
Logic						
ошибка	1157	9	28	28	22	60

Для контурных изображений шестиугольника лучшим себя показал Logic алгоритм. Все остальные алгоритмы имели высокие значения ошибок.

Таблица 4

Сравнение алгоритмов выделения контура для контурных изображений четырехугольника с наложенным шумом

фильтр	шум с распределением гаусса со стандартным отклонением 0,2,5,10,15.					
	$\sigma=0$	$\sigma=2$	$\sigma=5$	$\sigma=10$	$\sigma=15$	
Исходное полутоновое						
1-Превитт Prewitt						
ошибка		444	441	435	489	747
3-Собел Sobel						
ошибка	490	611	614	608	616	389
2-Кирш Kirsch						
ошибка	493	650	647	626	653	939
4-Лапласс Laplасс						
ошибка	1450	278	283	299	285	277
Logic						
ошибка	1195	10	17	39	24	68

Лучшими оказались алгоритмы Лапласса, Превитта. Алгоритм Лапласса позволил получить связанный и не размытый контур. Алгоритмы Превитта позволили получить связанный, но размытый контур. Эти алгоритмы обеспечили высокое значение R_1 и малое значение R_2 для изображения прямоугольника.

При обработке идеального изображения с кругом для каждого алгоритма имелись проблемы при определении контурных точек (табл. 5).

Лучшими в этом эксперименте оказались алгоритмы Превитта, Лапласса. Алгоритм Превитта позволил получить связанный, но размытый контур. Logic алгоритм позволил получить несвязанный и размытый контур. Эти алгоритмы обеспечили высокое значение R_1 и малое значение R_2 для изображений круга и прямоугольника (табл. 6).

Для контурных изображений в качестве лучших можно выделить две версии алгоритмов Превитта и алгоритм Лапласса, однако их визуальная эффективность меняется в зависимости от сюжета и практически не отражается на изменении коэффициентов R_1 и R_2 . Например, алгоритм Лапласса имеет значение R_1 выше чем, алгоритм Превитта, но по качеству явно проигрывает им. Аналогичная

картина и с коэффициентом R_2 . Можно сделать окончательный вывод об эффективности алгоритмов при работе с контурными изображениями, что лучшего из трёх названных алгоритмов назвать нельзя и их эффективность зависит от сюжета.

Таблица 5

Сравнение алгоритмов выделения контура для контурных изображений круга с наложенным шумом

фильтр	шум с распределением гаусса со стандартным отклонением 0,2,5,10,15.					
	$\sigma=0$	$\sigma=2$	$\sigma=5$ (Ctrl) $\sigma=10$	$\sigma=15$		
Исходное полутоновое						
1-Превитт Prewitt						
ошибка	496	0	0	0	30	560
3-Собел Sobel						
ошибка	1032	79	79	88	87	227
2-Кирш Kirsch						
ошибка	1044	0	0	0	7	726
4-Лапласс Laplасс						
ошибка	1464	0	1	12	11	126
Logic						
ошибка	953	0	0	0	0	6

Таблица 6

Распределение на основе априорно заданных контурных точек, отображаемых на контурном изображении

фильтр	прямоугольник		круг		треугольник	
	R_1	R_2	R_1	R_2	R_1	R_2
Превитт	0,94	0,48	0,93	0,69	0,87	0,53
Собел	0,94	0,48	0,94	0,74	0,9	0,5
Кирш	1	0,1	0,95	0,59	0,86	0,62

Далее проведем эксперимент для силуэтных изображений.

В эксперименте с силуэтным изображением круга лучшим оказался Логический алгоритм. Алгоритмы Лапласса и Превитта обеспечили высокое значение R_1 и малое значение R_2 для изображения круга. Алгоритмы Превитта, Собела и Кирша позволили получить размытый контур.

При обработке силуэтного изображения прямоугольника лучшим оказался Logic алгоритм. Алгоритмы Превитта, Лапласса, Собела, Кирша позволили получить связанные, но размытые контуры. Алгоритмы Лапласса и Превитта обеспечили высокое значение R_1 и малое значение R_2 .

Таблица 7

Сравнение алгоритмов выделения контура для силуэтных изображений пятиугольника с наложенным шумом

фильтр	шум с распределением гаусса со стандартным отклонением 0,2,5,10,15.				
	$\sigma=0$	$\sigma=2$	σ (Ctrl) $\sigma=10$	$\sigma=15$	
Исходное полутоновое					
1-Превитт. Previt					
ошибка		3207	3317	3359	3372
3-Собел Sobel					
ошибка		4350	4471	4520	4445
2-Кирш Kirsch					
ошибка		4683	4708	4734	4691
4-Лаплас Laplass					
ошибка		5070	5049	5014	4900
Logic					
ошибка		38	49	51	51

Таблица 8

Сравнение алгоритмов выделения контура для силуэтных изображений круга с наложенным шумом

фильтр	шум с распределением гаусса со стандартным отклонением 0,2,5,10,15.				
	$\sigma=0$	$\sigma=2$	$\sigma=5$	$\sigma=10$	$\sigma=15$
Исходное полутоновое					
1-Превитт. Previt					
ошибка		2622	2685	2719	2730
3-Собел Sobel					
ошибка	264	3512	3609	3621	3632
2-Кирш Kirsch					
ошибка	333	3581	3810	3817	3771
4-Лаплас Laplass					
ошибка	1136	4066	4110	4034	3981
Logic					
ошибка	966	4	9	14	15

Таблица 9

Сравнение алгоритмов выделения контура для силуэтных изображений четырехугольника с наложенным шумом

фильтр	шум с распределением гаусса со стандартным отклонением 0,2,5,10,15.				
	$\sigma=0$	$\sigma=2$	$\sigma=5$	$\sigma=10$	$\sigma=15$
Исходное полутоновое					
1-Превитт. Previt					
ошибка		3130	3240	3238	3281
3-Собел Sobel					
ошибка		4244	3382	4403	4405
2-Кирш Kirsch					
ошибка		4602	4589	4629	4606
4-Лаплас Laplass					
ошибка		4834	4849	4806	4692
Logic					
ошибка		6	12	18	20

Таблица 10

Сравнение алгоритмов выделения контура для силуэтных изображений треугольника с наложенным шумом

фильтр	шум с распределением гаусса со стандартным отклонением 0,2,5,10,15.				
	$\sigma=0$	$\sigma=2$	$\sigma=5$	$\sigma=10$	$\sigma=15$
Исходное полутоновое					
1-Превитт. Previt					
ошибка		1794	1856	1875	1939
3-Собел Sobel					
ошибка	277	2444	2511	2526	2533
2-Кирш Kirsch					
ошибка	325	2633	2633	2654	2640
4-Лаплас Laplass					
ошибка	1154	2787	2773	2767	2694
Logic					
ошибка	1026	38	14	15	15

При обработке силуэтного изображения треугольника лучшим оказался Logic алгоритм. Алгоритмы Превитта, Лапласа, Собела и Кирша позволили получить размытые связанные контуры. Алгоритмы Лапласа и Превитта обеспечили высокое значение R_1 и малое значение R_2 . Алгоритмы Превитта, Собела и Кирша позволили получить неразмытый рваный контур.

Таблица 11

Распределение на основе априорно заданных контурных точек, отображаемых на силуэтом изображении, полученных в результате обработки зашумлённого силуэтного изображения

фильтр	прямоугольник		круг		треугольник	
	R_1	R_2	R_1	R_2	R_1	R_2
Превитт	0,94	0,48	0,93	0,69	0,87	0,53
Собел	0,94	0,48	0,94	0,74	0,9	0,5
Кирш	1	0,1	0,95	0,59	0,86	0,62

Для силуэтных изображений в качестве лучших можно выделить Logic алгоритм и алгоритмы Превитта и Лапласа. Значения коэффициентов R_1 и R_2 , их визуальная эффективность соответствуют теоретическим предположениям. Алгоритмы Превитта, Собела и Кирша имеют теоретически хорошие значения коэффициентов R_1 и R_2 , хотя их работа привела к получению силуэтных изображений уменьшенных размеров.

Можно сделать окончательный вывод, что все алгоритмы недостаточно эффективны при работе с силуэтными изображениями, а их эффективность также зависит от сюжета. Исследование показало, что при выбранном локально адаптивном пороге для контурных изображений алгоритмы Превитта (Prewitts), Собела (Sobel), Лапласа (Laplace), Кирша (Kirsch), Logic работают хорошо, выделяют контур, но при этом не учитывают внутреннее распределение. С увеличением шума на контурных изображениях ошибка возрастает, тогда как для силуэтных изображений данные алгоритмы не работают совсем. Из всего вышесказанного вытекает вопрос, какими свойствами должен обладать фильтр, который бы выделял контур, но при этом не терял значения внутреннего распределения. В то время, как для одних алгоритмов будет важно, чтобы фильтр мог выделять контур, для других будут важны значения внутреннего распределения.

Выводы

Если сравнивать методы распознавания и их классификацию, то для структурного метода распознавания важным является точность выделения границ и информация внутри этих границ. Для статистических методов важным является распределение производных элементов, а именно контуров и их внутреннее взаимное распределение значения яркости. Для структурно-лингвистических важным является как наличие

всех особенностей описанных выше, так и построение синтаксических выражений, описывающих эти явления. Методы выделения признаков (фильтры) должны как выделять контурные составляющие, что характерно для одних методов, так и получать информацию о распределении структурных элементов вне границ предела объектов. Потеря любой из этих составляющих в принципе не приемлема при решении широкого круга задач распознавания. Точность выделения контура сильно зависит от шумовых составляющих. Даже простые корреляционные методы уже дают большую ошибку. Потеря информации распределения внутри объекта, как и ее искажение при наложении шума, должны также быть использованы в задачах распознавания.

Таким образом, общий вывод из всех проведенных работ может быть следующим. Необходимо разработать некоторый модифицированный дифференциальный алгоритм выделения объектов, который бы в какой-то степени автоматически исправлял ошибки, зависящие от характеристик объектов на изображениях.

Список литературы: 1. Стокхэм мл. Обработка изображений в контексте модели зрения // ТИИЭР. – 1972. – Т. 60, № 7. 2. Власенко В. А. Методы синтеза быстрых алгоритмов свертки и спектрального анализа. / Ю. М. Лаппа, Л. П. Ярославский. – М. : Наука, 1990. 3. Вуткус Р. Ю. Адаптивные линейные фильтры для обработки изображений / Л. П. Ярославский. Под ред. В. И. Сифорова и Л. П. Ярославского. – М. : Наука, 1988. 4. Pratt W. K. Generalized Wiener Filter Computation Techniques. IEEE Trans. Computers. – 1972. – V. C. 21, N 7. 5. Форсайт Д. Компьютерное зрение современный подход/ Ж:Понс Пер с англ. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2004 – 928 с.

Поступила в редколлегию 16. 06.2014

УДК 004. 932. 2:004. 93'1

Дослідження можливостей різних фільтрів та їх застосування в задачах розпізнавання образів / В.І. Бритік, О.Ю. Жиліна // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2014. – № 2 (83). – С. 88–95.

Існує безліч алгоритмів виділення контуру, але важко зустріти алгоритм, який би ідеально працював на всіх типах зображень і не допускав би помилок. Тому методи виділення ознак (фільтри) повинні як виділяти контурні складові, так і отримувати інформацію про розподіл структурних елементів поза меж об'єктів.

Табл. 11. Іл. 15. Бібліогр. 5 найм.

UDK 004. 932. 2:004. 93'1

Investigation possibilities of various filters which used in pattern recognition problems / V.I. Britik, E.U. Zhilina // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. – 2014. – № 2 (83). – P. 88–95.

There are many algorithms for edge detection, but it is hard to find an algorithm that would work perfectly on all types of images and would prevent errors. The feature extraction methods (filters) should outline to select components, and obtain information about the distribution of structural elements outside the boundaries within the object.

Table 11. Fig. 15. Ref. 5 item.