

ИССЛЕДОВАНИЕ ПОДХОДОВ К ВЫДЕЛЕНИЮ КОНТУРОВ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИИ НА ОСНОВЕ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ И НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

Ершов М.Д., аспирант, ассистент кафедры автоматике и информационных технологий в управлении Рязанского государственного радиотехнического университета имени В.Ф. Уткина, e-mail: ershov.m.d@rsreu.ru; Георгиева С.С., студент Рязанского государственного радиотехнического университета имени В.Ф. Уткина, e-mail: frolova.sofia@yandex.ru.

RESEARCH ON APPROACHES TO OBJECT CONTOUR DETECTION ON THE BASIS OF PRELIMINARY FILTRATION AND FUZZY LOGIC

Ershov M.D., Georgieva S.S.

The paper describes one of the problems in the field of image processing. This problem is associated with the detection of object edges on the observed scene. The aim of the work is to develop and study an algorithm for object contours extraction on the basis of pre-filtering and fuzzy logic. The proposed approaches were also compared with the well-known Sobel and Canny edge detectors. The use of pre-filtering is due to the ability to suppress the noise component as well as to emphasize the edges. The following approaches to preliminary filtering are considered: contrast enhancement, morphology-based image correction, bilateral and guided filtering. The developed contour detection algorithm is based on the gradient calculation and on the application of a fuzzy inference system. The fuzzy inference system is based on the Mamdani or Takagi-Sugeno model. The considered systems allow determining the degree of membership of a point to a contour or a homogeneous area. The results of experimental studies are shown. The studies consisted in processing the base of real images and reference contour images. The quality of the algorithm work was numerically estimated by calculating the precision, recall and F-measure.

Key words: image processing, feature extraction, contours of objects, edge detection, pre-processing, filtering, fuzzy logic, Mamdani model, Takagi-Sugeno model.

Ключевые слова: обработка изображений, извлечение особенностей, контуры объектов, выделение границ, предварительная обработка, фильтрация, нечеткая логика, модель Мамдани, модель Такаги-Сугено.

Введение

Одной из фундаментальных проблем в области обработки изображений является выделение контуров объектов и других элементов наблюдаемой сцены. В общем случае выделение контуров применяется с целью значительного уменьшения количества данных на изображении, сохраняя при этом структурные свойства, которые могут быть использованы для дальнейшей обработки изображения [1]. Также контуры объектов и элементов сцены могут играть роль ключевых особенностей при связывании разнородных изображений, полученных, например, от датчиков разных типов [2].

Результатом выделения границ являются связанные кривые линии, которые и представляют контура объектов. На реальных изображениях далеко не всегда можно выделить все точки, принадлежащие контурам. Часто контурное изображение на выходе алгоритма имеет недостатки, например, отсутствие наблюдаемых границ, разрывы или наличие ложных границ, не принадлежащих объектам или сегментам на сцене. Задача выделения контуров значительно усложняется, если контур объекта размыт

Рассмотрена одна из базовых задач в области обработки изображений, связанная с выделением границ объектов наблюдаемой сцены. Целью работы является исследование алгоритмов выделения контуров объектов на изображении на основе предварительной фильтрации и нечеткой логики, сравнение предлагаемых подходов с известными детекторами границ Собеля и Кэнни. Использование предварительной фильтрации обусловлено возможностью подавить шумовую составляющую изображения, а также подчеркнуть границы. В качестве подходов к предварительному улучшению изображения рассмотрены: повышение контраста, коррекция изображения с помощью морфологии, билатеральная и управляемая фильтрация. Разработанный алгоритм выделения контуров основан на вычислении градиента и на использовании системы нечеткого вывода. Система нечеткого вывода строится на основе модели Мамдани или Такаги-Сугено. Рассмотренные системы позволяют определить степень принадлежности точки к контуру или однородной области. Приведены результаты экспериментальных исследований, заключавшихся в обработке базы натуральных изображений, имеющих эталонные контурные изображения. Качество работы алгоритма численно оценивалось путем расчета показателей точности, полноты и F-меры.

или недостаточно гладкий, на что могут влиять шумы и различные особенности процесса регистрации изображения.

Задаче выделения контуров на изображении посвящено множество работ. Большинство алгоритмов осно-

вано на вычислении градиента (величины перепада яркости в определенном направлении) путем свертки изображения с ядром – градиентным оператором. Предложено большое число таких операторов: перекрестный оператор Робертса [3], оператор Собеля [4], оператор Превитт [5], дискретный оператор Лапласа [6], оператор Кирша [7], оператор Робинсона [8] и другие. Градиентный оператор может быть представлен одним или несколькими ядрами для вычисления градиента в разных направлениях, например, по вертикали, по горизонтали, в диагональных направлениях. К недостаткам применения того или иного градиентного оператора относятся высокая чувствительность к шумам и наличие разрывов в контурах.

Отдельно стоит отметить алгоритмы Марра-Хилдрет [9] и Кэнни [10], в которых предложен этап предварительной обработки входного изображения (размытие), а также сложные этапы пороговой обработки, на которых принимается окончательное решение о принадлежности точки контуру. Предварительная фильтрация уменьшает чувствительность к шуму, а адаптивная пороговая обработка позволяет устранить разрывы в контурах и уменьшить число ложных выделений. Также с целью выделения границ может применяться аппарат математической морфологии [11], подходы на основе генетического алгоритма [12] или преобразование Радона [13]. Последний подход в исходном виде предназначен для выделения прямых линий на изображении, но для преодоления этого ограничения предлагается разбивать изображение на небольшие блоки, в пределах которых кривизной линий можно пренебречь. Обнаруженные линии в каждом из блоков объединяются в длинные кривые или прямые линии с помощью многоагентного подхода. Подобные алгоритмы выделения контуров имеют преимущества в качестве выделения границ, но требуют дополнительных параметров и их точной настройки, а также могут быть весьма ресурсоемкими. Поэтому задача выделения контуров объектов является актуальной.

Целью данной работы является разработка алгоритма выделения контуров объектов на основе вычисления градиента и системы нечеткого вывода. В качестве системы нечеткого вывода может быть использована система Мамдани [14] или Такаги-Сугено [15]. Подход на основе нечеткой логики позволяет определить степень принадлежности точки к контуру или однородной области, путем пороговой обработки можно получить бинарное контурное изображение.

Также зачастую первым шагом алгоритма выделения контуров является предобработка изображения с целью улучшения конечного результата работы. К примеру, для подавления шума на изображении зачастую используется операция размытия. В данной работе будет проведено исследование качества работы алгоритма выделения контуров на исходных и предварительно обработанных изображениях. В качестве подходов к предварительному улучшению изображения рассмотрены: повышение контраста, коррекция изображения с помощью морфологии, фильтрация с подчеркиванием границ.

Разработка алгоритма и программная реализация

В настоящей работе предлагается алгоритм выделения контуров, состоящий из двух этапов. Первым этапом алгоритма является предобработка изображения с целью улучшения конечного результата работы. Вторым этапом алгоритма выделения контуров является вычисление градиента и применение системы нечеткого вывода. Отметим, что предварительная обработка является необязательным этапом, а также может быть применена совместно с известными алгоритмами выделения границ.

Программная реализация и проведение экспериментальных исследований осуществлялись в среде разработки Matlab. Разработанная программа состоит из скрипта, в результате выполнения которого оценивается точность выделения контуров на множестве изображений при использовании заданного алгоритма предварительной фильтрации и разных алгоритмов выделения контуров. Главный скрипт использует пять вспомогательных функций:

1. Функция чтения изображения, которая осуществляет загрузку изображения и при необходимости преобразует его в градации серого.

2. Функция обработки изображения с выделением контуров, которая в зависимости от переданных аргументов применяет один из алгоритмов предварительной фильтрации, а затем – один из алгоритмов выделения контуров.

3. Функция для выделения контуров с помощью нечеткой логики, в которой реализовано создание и настройка заданной системы нечеткого вывода и ее применение.

4. Функция вывода результатов на экран, которая отвечает за отображение исходного изображения и полученного бинарного контурного изображения.

5. Функция расчета показателей качества выделения контуров на заданной выборке.

В созданной программе используются возможности Matlab, а именно функции модуля Image Processing Toolbox для чтения, отображения и обработки изображений. Также используется модуль Fuzzy Logic Toolbox, который позволяет проектировать и использовать системы нечеткого вывода двух типов: Мамдани и Такаги-Сугено. Используемые подходы к фильтрации изображений и выделению контуров будут рассмотрены в следующих разделах.

Предварительная фильтрация изображения

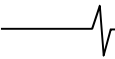
С целью повышения качества выделения границ рассматривались следующие способы предварительной фильтрации изображения:

1. Повышение контраста с помощью известных алгоритмов:

– повышение контраста с насыщением 1 % самых ярких и темных пикселей изображения (далее histAdjust);

– локальное повышение контраста с учетом границ (далее localContrast);

– глобальная эквализация гистограммы яркости изображения (далее histEq);



– адаптивная эквализация гистограммы яркости, выполняемая в разных блоках изображения (далее `adaptHistEq`).

2. Коррекция изображения с помощью морфологии (далее `morph`).

3. Использование специальных фильтров, подчеркивающих границы:

– билатеральный фильтр (далее `bilatFilter`);

– управляемая фильтрация изображения (далее `guidedFilter`).

Контраст можно понимать как разницу в яркостных характеристиках различных участков изображения. Повышение контраста обычно перераспределяет значения яркости в точках изображения в полный возможный диапазон яркостей. Изображение с хорошим контрастом имеет резкие различия между темными и светлыми участками. С целью коррекции контраста выбраны известные алгоритмы, которые выполняют или глобальную, или адаптивную локальную обработку изображения.

Алгоритм `histAdjust` является глобальным и состоит из следующих этапов:

1. Вычисление минимальной l_{in} и максимальной h_{in} яркости входного изображения. Для максимизации контраста строится гистограмма изображения, и отсекается заданный процент (в нашем случае 1 %) самых светлых и самых темных точек.

2. Вычисление яркости b' для каждой точки выходного изображения:

$$b' = (b - l_{in}) \cdot \frac{h_{out} - l_{out}}{h_{in} - l_{in}} + l_{out}, \quad (1)$$

где b – яркость точки входного изображения; l_{out} и h_{out} – заданные минимальная и максимальная яркости выходного изображения.

Алгоритм `localContrast` является локальным, увеличивает контрастность входного изображения, оставляя сильные края неизменными. Фильтрация изображений с учетом точек, относящихся к границам, может осуществляться на основе пирамиды Лапласа [16].

Еще одним подходом к улучшению контраста является эквализация – операция выравнивания гистограммы яркости изображения [17]. Для выполнения эквализации необходимо:

1. Построить гистограмму яркостей изображения $h(b)$.

2. Преобразовать гистограмму таким образом, чтобы все уровни яркости имели одинаковую частоту, а гистограмма соответствовала некоторой функции распределения.

Пусть $h(b)$ – гистограмма яркостей b , тогда можно получить функцию распределения $d(b)$:

$$d(b) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^b h(i) = d(b-1) + \frac{1}{N} h(b), \quad (2)$$

где N – число точек изображения; значения яркости принадлежат диапазону [0; 255].

Подобные преобразования относятся к глобальным алгоритмам эквализации (`histEq`). Существуют локальные алгоритмы эквализации (`adaptHistEq`), которые зачастую дают лучшие результаты. Например, изображение можно разбить на блоки и выполнять выравнивание яркости в каждом из них, независимо друг от друга.

Одним из алгоритмов адаптивной эквализации является алгоритм CLAHE (`contrast-limited adaptive histogram equalization`) [18].

Алгоритм `morph` предполагает использование математической морфологии с целью предварительной обработки. Подход заключается в оценке фона с целью устранения неоднородности яркости, а также подчеркивания объектов. Выполняются следующие шаги:

1. К изображению I применяется операция морфологического открытия \circ со структурным элементом s , размер которого превышает размер объектов. В результате чего мы получаем подобие оценки фона.

2. Полученная оценка вычитается из исходного изображения.

3. Выполняется коррекция гистограммы для повышения контраста.

Первые два шага алгоритма также называются операцией «верх шляпы»:

$$I' = I - I \circ s. \quad (3)$$

Билатеральный фильтр (`bilatFilter`) – нелинейный фильтр, выполняющий пространственное усреднение в пределах своей маски [19]. Данный фильтр используется для подавления шума на изображении, но при этом сохраняет границы объектов. Значение яркости в каждой точке изображения заменяется средневзвешенным значением яркости близлежащих точек. При этом, как правило, используется весовая функция Гаусса, но веса зависят не только от Евклидова расстояния между точками, но также и от, например, яркости точек.

Управляемая фильтрация (`guidedFilter`) также выполняет сглаживание, сохраняя контуры на изображении [20]. При управляемой фильтрации обычно используется содержимое второго изображения, называемого направляющим изображением. В качестве направляющего мы будем использовать само исходное изображение, при этом фильтр учитывает особенности в соответствующей пространственной окрестности при вычислении значения яркости выходного пикселя. Т.к. управляющее изображение совпадает с фильтруемым, то границы объектов в результате будут совпадать с исходными.

Выделение контуров на основе нечеткой логики

Основой разработанного алгоритма выделения контуров является использование системы нечеткого вывода. В качестве системы нечеткого вывода может быть использована система Мамдани или Такаги-Сугено. Разработанный подход сравнивался с известными детекторами границ Кэнни и Собеля. В дальнейшем будут использованы следующие обозначения:

1. `canny` – детектор границ Кэнни.

2. `sobel` – детектор границ на основе градиентного оператора Собеля.

3. `edgeMamdani` – выделение контуров на основе системы нечеткого вывода Мамдани.

4. `edgeTG` – выделение контуров на основе системы нечеткого вывода Такаги-Сугено.

Алгоритм работы в случае использования систем нечеткого вывода состоит из следующих этапов:

1. Вычисление градиента изображения.

– в случае Мамдани вычисляются градиенты изоб-

ражения по горизонтали и вертикали путем свертки изображения с градиентными фильтрами G_x и G_y ;

– для системы Такаги-Сугено вычисляются модули градиента.

2. Оценка выхода детектора границ для каждой строки пикселей изображения путем подачи строки на вход системы нечеткого вывода.

3. Выбор порога и дальнейшая пороговая обработка.

– для системы Мамдани порог устанавливался как минимальное значение в выходном массиве, умноженное на 2;

– для Такаги-Сугено был установлен фиксированный порог, равный 0,1.

Алгоритм нечеткого вывода Такаги-Сугено отличается от алгоритма Мамдани способом формирования заключений из правил нечетких продукций и формулой для получения четкого значения выхода нечеткой модели. В системах типа Мамдани база знаний состоит из правил вида:

Если $a = 0$ и $b = 0$, то $c =$ «белый». (4)

В системах типа Такаги-Сугено база знаний состоит из правил вида:

Если $a = 0$ и $b = 0$, то $c = k_0 + k_1 \cdot a + k_2 \cdot b$. (5)

Таким образом, различие заключается в разных способах задания значений выходной переменной в правилах, образующих базу знаний. В системах типа Мамдани значения выходной переменной задаются нечеткими терминами, в системах типа Такаги-Сугено – как линейная комбинация входных переменных.

Этап определения системы нечеткого вывода для выделения контуров состоит из следующих шагов:

1. Создание объекта-системы нечеткого вывода на основе одной из моделей.

2. Указание градиентов изображения в качестве входных переменных системы.

3. Задание функции принадлежности для каждого входа (градиенты I_x и I_y). Используются гауссовские функции принадлежности с нулевым средним и СКО 0,05.

4. Указание выходной переменной системы (вектор-строка, т.к. обработка выполняется построчно).

5. Задание функции принадлежности для выхода. Для системы Мамдани используется треугольная функция принадлежности, а для Такаги-Сугено – линейная, что связано с описанными особенностями работы данной нечеткой модели.

6. Задание правил для системы нечеткого вывода. Пиксель будет белым (*white*), если он принадлежит однородной области, и черным (*black*) – в противном случае. Пиксель находится в однородной области, когда градиент изображения равен нулю в обоих направлениях. Если в любом направлении имеется ненулевой градиент, то определяется степень принадлежности пикселя контуру.

Для проведения экспериментальных исследований была проведена настройка функций принадлежности для входов и выходов систем нечеткого вывода. Так как в результате исследований требовалось добиться как можно больших значений показателей качества, то проводилась эмпирическая настройка параметров функций принадлежности. Однако отклонение данных параметров от исходных значений не привело к существенному увеличению качества работы алгоритма, а при значительных отклонениях качество наоборот ухудшалось.

Используемые функции принадлежности для выхода (I_{out}) системы Мамдани приведены на рис. 1.

Выход системы Такаги-Сугено определяется согласно следующим выражениям:

$$white = 0 \cdot I_x + 0 \cdot I_y + 1, \quad (6)$$

$$black = -0,5 \cdot I_x - 0,5 \cdot I_y + 0. \quad (7)$$

Экспериментальные исследования

При проведении экспериментальных исследований использовались изображения из базы Berkeley Segmentation Data Set and Benchmarks 500 (BSDS500) [21]. Данная база содержит большой набор натуральных изображений, которые были сегментированы людьми. Результаты ручной разметки берутся в качестве эталонных данных

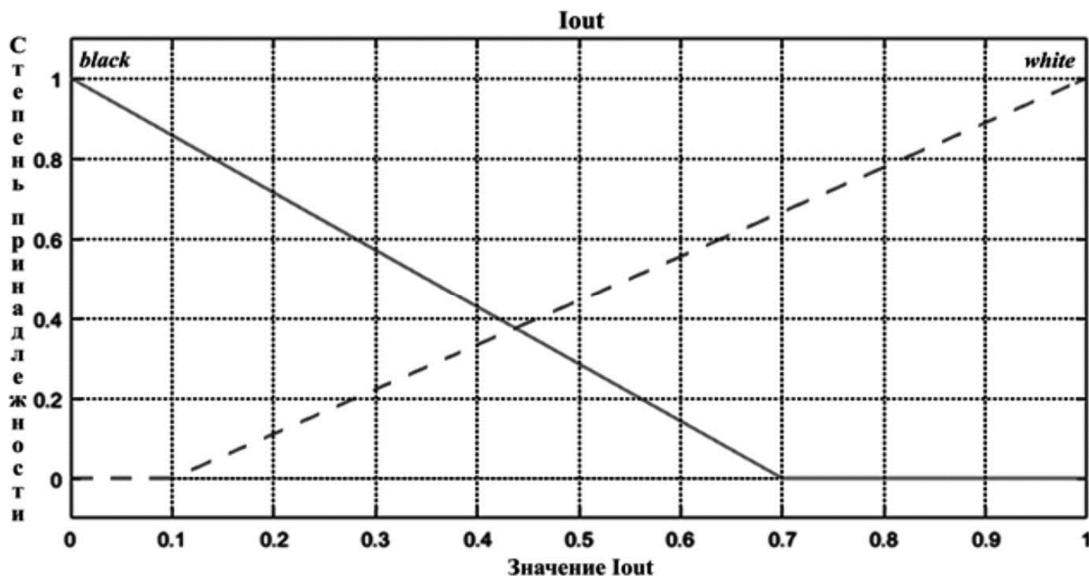


Рис. 1. Функции принадлежности для выхода системы Мамдани

при сравнении различных алгоритмов обнаружения контуров. Для тестирования было выбрано 30 изображений, отличающихся фоновой составляющей, числом и размерами объектов.

Численно оценить качество работы алгоритма выделения контуров можно путем расчета показателей точности (*precision*) и полноты (*recall*), а также *F*-меры. Точность и полнота являются метриками, которые часто используются при оценке большого числа алгоритмов извлечения информации и классификации. Они могут быть использованы сами по себе, а также в качестве базиса для производных метрик, например, *F*-меры.

Точность, полнота и *F*-мера рассчитываются по формулам:

$$precision = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FP}}, \quad (8)$$

$$recall = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FN}}, \quad (9)$$

$$F = 2 \frac{precision \cdot recall}{precision + recall}, \quad (10)$$

где n_{TP} (True Positive) – число точек, верно отнесенных к границам объектов; n_{FP} (False Positive) – число точек,

ложно отнесенных к границам; n_{FN} (False Negative) – число необнаруженных точек границ.

В табл. 1 приведено сравнение показателей качества, полученных для известных алгоритмов (*canny*, *sobel*) и для разработанного алгоритма (*edgeMamdani*, *edgeTG*). Жирным шрифтом выделены наилучшие результаты для каждого алгоритма. Для разработанного алгоритма использовались простые градиентные фильтры G_x и G_y :

$$G_x = [-1 \ 1] \text{ и } G_y = G_x^T. \quad (11)$$

Расшифровка обозначений, используемых в таблице, дана в разделах «Предварительная фильтрация изображения» и «Выделение контуров на основе нечеткой логики».

Полученные результаты содержат низкие значения показателя точности, что обусловлено выделением большого числа точек, не принадлежащих контурам объектов. Для уменьшения чувствительности разработанного алгоритма к шуму был добавлен шаг сглаживания. Изображение перед обработкой подвергалось размытию фильтром Гаусса с размером 3×3 пикселя. Также влияние на работу алгоритма оказал вид градиентных фильтров.

Таблица 1 – Сравнение № 1 показателей точности, полноты и *F*-меры

Алгоритм	Точность	Полнота	<i>F</i> -мера
<i>canny</i>	0,310465	0,969709	0,470343
histAdjust и <i>canny</i>	0,309696	0,970775	0,469585
localContrast и <i>canny</i>	0,288703	0,978149	0,445821
histEq и <i>canny</i>	0,276131	0,958293	0,428726
adaptHistEq и <i>canny</i>	0,268695	0,982028	0,421942
morph и <i>canny</i>	0,289668	0,944949	0,443411
bilatFilter и <i>canny</i>	0,335719	0,964572	0,498081
guidedFilter и <i>canny</i>	0,399909	0,882148	0,550332
<i>sobel</i>	0,459714	0,677770	0,547841
histAdjust и <i>sobel</i>	0,459105	0,679559	0,547991
localContrast и <i>sobel</i>	0,451945	0,693517	0,547257
histEq и <i>sobel</i>	0,453389	0,710972	0,553688
adaptHistEq и <i>sobel</i>	0,425707	0,703043	0,530304
morph и <i>sobel</i>	0,467227	0,638380	0,539556
bilatFilter и <i>sobel</i>	0,498501	0,626671	0,555285
guidedFilter и <i>sobel</i>	0,501015	0,594953	0,543958
<i>edgeMamdani</i>	0,233804	0,944485	0,374821
histAdjust и <i>edgeMamdani</i>	0,212279	0,964543	0,347975
localContrast и <i>edgeMamdani</i>	0,233804	0,944485	0,374821
histEq и <i>edgeMamdani</i>	0,183596	0,967498	0,308625
adaptHistEq и <i>edgeMamdani</i>	0,171201	0,981448	0,291545
morph и <i>edgeMamdani</i>	0,235807	0,937294	0,376814
bilatFilter и <i>edgeMamdani</i>	0,338832	0,853451	0,485080
guidedFilter и <i>edgeMamdani</i>	0,358880	0,776035	0,490792
<i>edgeTG</i>	0,359921	0,744742	0,485303
histAdjust и <i>edgeTG</i>	0,330639	0,848946	0,475921
localContrast и <i>edgeTG</i>	0,359921	0,744742	0,485303
histEq и <i>edgeTG</i>	0,243753	0,882773	0,382021
adaptHistEq и <i>edgeTG</i>	0,207522	0,939614	0,339960
morph и <i>edgeTG</i>	0,363248	0,694546	0,477016
bilatFilter и <i>edgeTG</i>	0,432715	0,627801	0,512314
guidedFilter и <i>edgeTG</i>	0,444555	0,498321	0,469905

Таблица 2 – Сравнение № 2 показателей точности, полноты и F-меры

Алгоритм	Точность	Полнота	F-мера
edgeMamdani	0,458662	0,748729	0,568852
histAdjust и edgeMamdani	0,428691	0,847354	0,569342
localContrast и edgeMamdani	0,458662	0,748729	0,568852
histEq и edgeMamdani	0,333163	0,876547	0,482815
adaptHistEq и edgeMamdani	0,288818	0,948700	0,442824
morph и edgeMamdani	0,465672	0,681301	0,553218
bilatFilter и edgeMamdani	0,502195	0,704731	0,586469
guidedFilter и edgeMamdani	0,534150	0,611038	0,570013
edgeTG	0,412318	0,715640	0,523195
histAdjust и edgeTG	0,384198	0,824924	0,524238
localContrast и edgeTG	0,412318	0,715640	0,523195
histEq и edgeTG	0,291865	0,870162	0,437115
adaptHistEq и edgeTG	0,244143	0,938963	0,387524
morph и edgeTG	0,434588	0,646063	0,519633
bilatFilter и edgeTG	0,448021	0,638523	0,526572
guidedFilter и edgeTG	0,461932	0,523902	0,490969

Таблица 3 – Сравнение № 3 показателей точности, полноты и F-меры

Алгоритм	Точность	Полнота	F-мера
edgeMamdani	0,496534	0,715352	0,586188
histAdjust и edgeMamdani	0,467771	0,817761	0,595123
localContrast и edgeMamdani	0,496534	0,715352	0,586188
histEq и edgeMamdani	0,370054	0,860604	0,517561
adaptHistEq и edgeMamdani	0,315028	0,937452	0,471582
morph и edgeMamdani	0,506396	0,640841	0,565741
bilatFilter и edgeMamdani	0,522625	0,683224	0,592230
guidedFilter и edgeMamdani	0,547305	0,593177	0,569318
edgeTG	0,457267	0,643262	0,534548
histAdjust и edgeTG	0,440386	0,763974	0,558709
localContrast и edgeTG	0,457267	0,643262	0,534548
histEq и edgeTG	0,352177	0,831134	0,494724
adaptHistEq и edgeTG	0,294726	0,913882	0,445711
morph и edgeTG	0,493093	0,563239	0,525837
bilatFilter и edgeTG	0,469536	0,581134	0,519408
guidedFilter и edgeTG	0,469290	0,473844	0,471556

При использовании системы Мамдани с градиентами, рассчитанными на расширенной области, толщина контуров увеличивается, поэтому полученное бинарное контурное изображение подвергалось операции эрозии. Проводились исследования доработанного алгоритма с разными градиентными фильтрами. В табл. 2 представлены показатели качества, полученные при использовании фильтров G_x и G_y :

$$G_x = [-0,5 \quad -0,5 \quad 0,5 \quad 0,5] \text{ и } G_y = G_x^T. \quad (12)$$

В табл. 3 представлены показатели качества, полученные при использовании фильтров G_x и G_y :

$$G_x = \frac{1}{6} \cdot \begin{bmatrix} -1 & -1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \text{ и } G_y = G_x^T. \quad (13)$$

Примеры результата выделения контуров объектов сравниваемыми алгоритмами приведены на рис. 2. С целью улучшения визуализации контура были утолщены и обозначены черными пикселями.

Из анализа полученных результатов можно сделать следующие выводы. Использование предварительной обработки на основе повышения контраста перераспределяет значения яркости в точках изображения в полный возможный диапазон яркостей. Изображение с хо-

рошим контрастом должно иметь резкие различия между темными и светлыми участками. Однако, исходя из результатов сравнения показателей качества, можно сделать вывод, что алгоритм выделения контуров с использованием предварительной обработки с повышением контраста зачастую работает хуже, чем без его применения. Только при увеличении области, захватываемой градиентными фильтрами, удалось добиться некоторого повышения показателей качества (1,5-4,5 % по F-мере).

Использование математической морфологии для предварительной обработки позволяет оценить фоновую составляющую и затем, например, устранить неоднородность освещения, выделить фрагменты, принадлежащие объектам. При выделении контуров с использованием предварительной обработки изображения на основе морфологии иногда удается добиться незначительного повышения показателя точности, но показатель полноты при этом заметно уменьшается (на 3-14 %), следовательно, значение F-меры также снижалось (на 2-6 %). При использовании морфологии результат может зависеть от размера структурного элемента (в данном случае 30 пикселей – радиус дискообразного структурного элемента). Выбирать размер структурного элемента следует исходя из размера объектов на изображении, но в общем случае мы заранее

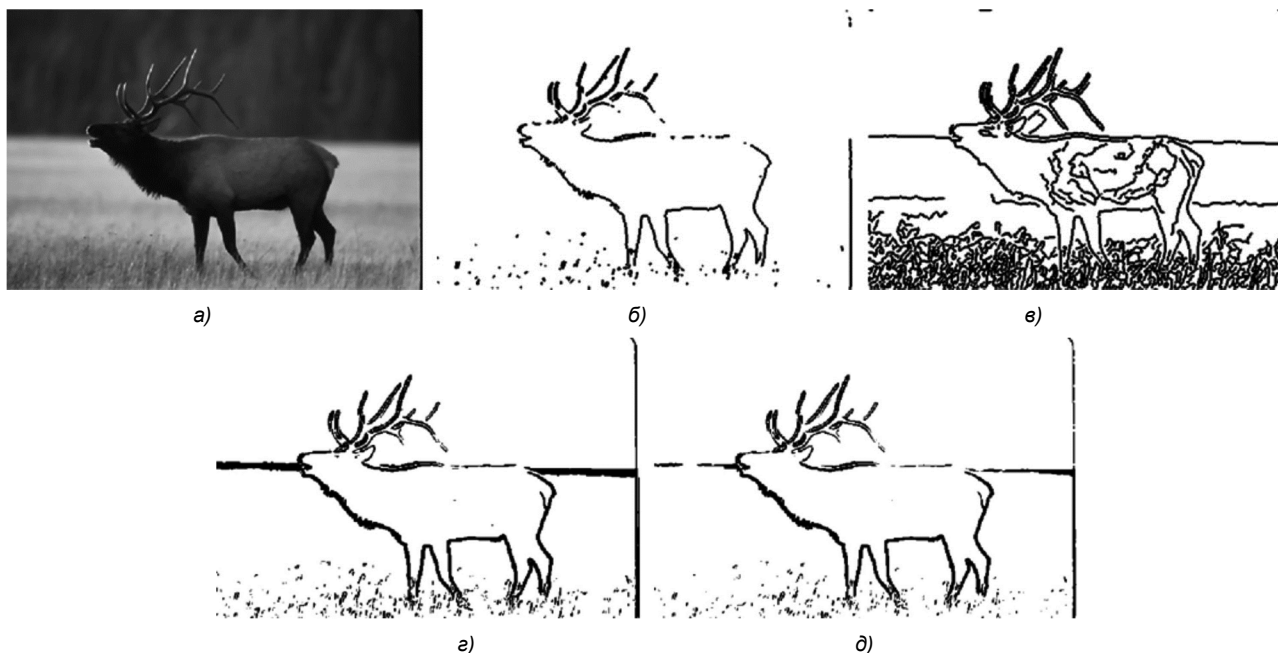


Рис. 2. Результаты выделения контуров:

а) исходное изображение; б) оператор Собеля; в) алгоритм Кэнни;
 г) алгоритм на основе системы Мамдани; д) алгоритм на основе системы Такаги-Сугено

не знаем размеры объектов, а также на одной сцене могут быть представлены объекты, значительно отличающиеся по размеру.

При использовании билатерального и управляемого фильтров для предварительной обработки удалось добиться повышения показателей качества в большинстве случаев. Данный подход показал себя лучше всего, при этом увеличение точности (на 5-23 %) с одновременным уменьшением полноты (на 5-14 %) приводило к достижению баланса между этими метриками, а итоговое значение F -меры оказывалось выше (на 6-15 %), чем без предварительной обработки.

При выделении контуров на изображении с использованием систем нечеткого вывода удалось получить более высокие значения показателей качества по сравнению с операторами Собеля (на 7-11 % по F -мере) и Кэнни (на 8-21 % по F -мере). При этом для борьбы с проблемой выделения большого числа точек, не принадлежащих контурам объектов (и, следовательно, низким показателем точности), в итоге применялся сглаживающий фильтр. Также на работу подходов на основе как системы Мамдани, так и Такаги-Сугено значительное влияние оказывает вид градиентных фильтров, с увеличением размера фильтра удалось добиться и увеличения показателей качества.

Заключение

В статье предложены подходы к выделению контуров объектов с применением предварительной фильтрации и систем нечеткой логики Мамдани или Такаги-Сугено. При проведении экспериментальных исследований численно оценено качество работы алгоритмов путем расчета показателей точности, полноты и F -меры. Предложенные подходы были сравнены с известными детекторами границ Собеля и Кэнни.

При сравнении результатов выделения контуров с эталонами, размеченными вручную, показатель точности оказался достаточно низок, так как базовые алгоритмы выделяют много лишних точек, принадлежащих к незначительным объектам сцены, или возникающих из-за шума. При использовании предложенных подходов удалось добиться увеличения показателя точности. В качестве алгоритма предварительной обработки лучше всего показали себя алгоритм управляемой фильтрации и билатеральный фильтр, в отдельных случаях коррекция гистограммы яркости также приводила к высоким показателям.

Из анализа результатов экспериментов следует, что алгоритм выделения контуров на основе системы нечеткого вывода Мамдани может давать более высокие значения показателей качества по сравнению с операторами Собеля и Кэнни. Хотя алгоритм на основе системы Мамдани и получил более высокие показатели качества, следует отметить, что алгоритм на основе системы Такаги-Сугено работает в 4-5 раз быстрее. Предложенные подходы могут быть использованы в системах технического зрения при решении таких прикладных задач, как пилотирование автомобильного и воздушного транспорта, для повышения скорости и точности методов дактилоскопии, обнаружения объектов для слежения и видеоаналитики, распознавания чертежей, текстов, таблиц и т.п.

Исследования выполнены при финансовой поддержке гранта Президента Российской Федерации МК-2737.2019.9 (соглашение 075-15-2019-350).

Литература

1. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Балашов О.Е., Степашкин А.И. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление. М.: Радиотехника, 2008. 176 с.

2. Алпатов Б.А., Ершов М.Д., Фельдман А.Б. Алгоритм обработки изображений для системы комбинированного видения летательного аппарата // Журнал «Цифровая обработка сигналов», 2015. № 3. С. 8-14.
3. Roberts L.G. Machine Perception of 3-D Solids. MIT Press, 1965. 82 p.
4. Sobel I., Feldman G. A 3x3 Isotropic Gradient Operator for Image Processing // Stanford Artificial Intelligence Project. 1968.
5. Prewitt J.M.S. Object Enhancement and Extraction, Picture processing and Psychopictorics. New York: Academic Press, 1970. P. 75-149.
6. Титов И.О., Емельянов Г.М. Выделение контуров изображения движущегося объекта // Вестник Новгородского государственного университета, 2010. № 55. С. 27-31.
7. Kirsch R.A. Computer determination of the constituent structure of biological images // Computers and Biomedical Research, 1971. Vol. 4. P. 315-328.
8. Robinson G.S. Edge detection by compass gradient mask // Computer Graphics and Image Processing, 1977. Vol. 6. P. 492-501.
9. Marr D.C., Hildreth E.C. Theory of Edge Detection // Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences, 1980. Vol. 207. P. 187-217.
10. Canny J.F. A Computational Approach to Edge Detection // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986. Vol. 8. P. 679-698.
11. Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения. Курс лекций и практических занятий. М.: Физматкнига, 2010. 672 с.
12. Mitchell M. An introduction to genetic algorithm. MIT Press, 1996. 158 p.
13. Babayan P.V., Shubin N.Y. Line detection in a noisy environment with weighted Radon transform // Proc. SPIE 9024, Image Processing: Machine Vision Applications VII, 2014. Vol. 902409. 6 p.
14. Mamdani E.H., Assilian S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller // International Journal of Man-Machine Studies, 1975. Vol. 7. No. 1. 13 p.
15. Sugeno M. Industrial applications of fuzzy control. Elsevier Science Ltd, 1985. 278 p.
16. Paris S., Hasinoff S.W., Kautz J. Local Laplacian Filters: Edge-Aware Image Processing with a Laplacian Pyramid // Communications of the ACM, 2015. Vol. 58. No. 3. P. 81-91.
17. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. Springer, 2010. 979 p.
18. Zuiderveld K. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization // Graphic gems IV, 1994. P. 474-485.
19. Tomasi C., Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images // 6th International conference on computer vision. IEEE, 1998. P. 839-846.
20. He K., Sun J., Tang X. Guided Image Filtering // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013. Vol. 35. P. 1397-1409.
21. Arbelaez P., Maire M., Fowlkes C., Malik J. Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation // IEEE TPAMI, 2011. Vol. 33. No. 5. P. 898-916.