

Обработка графических изображений сосредоточенных и площадных объектов

В.В. Алексеев

E-mail: vvalex1961@mail.ru

Д.В. Лакомов

E-mail: LaDenV@yandex.ru

А.А. Шишкин

E-mail: 68region333@mail.ru

Г. Аль Маамари

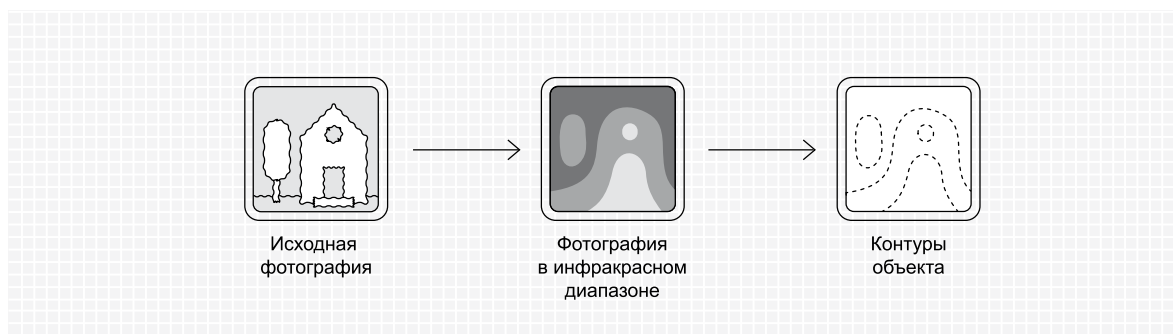
E-mail: ghassan.almaamari@gmail.com

Тамбовский государственный технический университет
Адрес: 392000, г. Тамбов, ул. Советская, д. 106

Аннотация

В современных системах управления и обработки информации распознавание объектов на изображении затруднено тем, что воздействие негативных факторов вносит в этот процесс неопределенность, приводящую к размытости изображений. В связи с этим необходимо разработать модели и алгоритмы, которые позволили бы снизить степень неопределенности при обработке изображений. Эти модели необходимы, например, при мониторинге экологически опасных объектов, для поиска и обнаружения несанкционированных захоронений бытовых отходов, в сфере информационной безопасности, при анализе рентгеновских снимков и термограмм, при действиях беспилотных летательных аппаратов силовых ведомств в автономном режиме. В статье представлено описание информационной технологии для распознавания в автоматизированном режиме объектов на изображениях. Основу этой технологии составляет алгоритм контурного анализа изображений. Основной отличительной особенностью алгоритма является применение свертки изображения по четырем направлениям, а также процедуры трассировки, что позволяет точнее определять контуры объектов по сравнению с другими алгоритмами. Целью исследования являлась разработка алгоритмов высокоскоростной автоматизированной визуализации внешних объектов. Приведены результаты исследования работы разработанного алгоритма контурного анализа при обработке различных изображений в видимом и инфракрасном диапазонах волн. Сформулированы рекомендации по выбору значений параметров работы алгоритма контурного анализа, таких как среднее квадратичное отклонение при размытии изображения, минимальный и максимальный пороги при фильтрации. Результаты исследования целесообразно использовать в системах управления производством, жизнеобеспечения города, технического зрения, состояния окружающей среды, мониторинга протекания бизнес-процессов, а также при создании тренажеров для подготовки операторов сложных систем и др. Кроме того, показана целесообразность применения разработанного алгоритма в системах поддержки принятия решений.

Графическая аннотация



Ключевые слова: распознавание; изображение; образ; контурный анализ; алгоритм; оператор; неопределенность; объект.

Цитирование: Алексеев В.В., Лакомов Д.В., Шишкин А.А., Аль Маамари Г. Обработка графических изображений сосредоточенных и площадных объектов // Бизнес-информатика. 2019. Т. 13. № 4. С. 49–59.
DOI: 10.17323/1998-0663.2019.4.49.59

Введение

В современных условиях ускорения научно-технического прогресса проблемы управления стали одними из центральных проблем науки и техники, экономики и общественного развития, а масштабы и перспективы внедрения достижений в области теории управления в самые различные сферы народного хозяйства трудно переоценить. Расширение функций и задач управления в различных областях науки, техники, экономики, медицины и т.п. обуславливает переход к сложным многоцелевым системам управления. Управление (принятие решений) такими системами осуществляется в условиях существенной неопределенности, связанной с неопределенностью свойств сложного объекта управления или процесса, неопределенностью влияния внешней среды, неопределенностью взаимодействия отдельных подсистем управления, неопределенностью целей управления, неопределенностью критериев качества и т.п.

Перечисленные особенности развития систем и процессов управления (и, в первую очередь, сложных систем управления) обуславливают необходимость совершенствования существующих и разработки новых методов поддержки принятия решений, в том числе, при распознавании объектов на изображениях и выявлении нарушения целостности или повреждений объектов при анализе видео- и фотоматериала. Теория и практика применения систем поддержки принятия решений по-

казали, что они являются не только эффективным средством анализа и мониторинга систем и процессов большой размерности (включая бизнес-процессы), но и инструмента-скаляризатора. В связи с этим ведутся активные исследования по совершенствованию и разработке новых методов и алгоритмов, позволяющих уменьшить влияние неопределенности при анализе изображений.

Анализ предметной области показал, что алгоритм контурного анализа, разработанный авторами на основе алгоритма Кэнни, применим при поддержке принятия решения о наличии или отсутствии повреждения при мониторинге объектов, особенно если речь идет о подземных объектах. В связи с этим целесообразно рассмотреть этапы этого алгоритма.

1. Этапы разработанного алгоритма контурного анализа

Все множество пикселей изображения представляет собой матрицу \mathbf{P} :

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} p_{11} & \cdots & p_{X1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{1Y} & \cdots & p_{XY} \end{pmatrix},$$

где p_{ij} – цветовое значение пикселя изображения;

X – ширина изображения;

Y – высота изображения.

Пусть P_u – множество, создаваемое из всех элементов матрицы пикселей ($P \rightarrow P_u$).

Этап 1. Предварительный этап: преобразование изображения в градации серого [1]. Для преобразования изображения в градации серого достаточно представить изображение в виде YUV-модели. В такой модели цвет представляется в виде трех величин: Y – значение яркости, U и V – вспомогательные величины, необходимые для восстановления исходного цвета. Переход из стандартной модели RGB в модель YUV осуществляется по формулам:

$$\begin{aligned} Y &= 0,299 \cdot R + 0,587 \cdot G + 0,114 \cdot B, \\ U &= -0,14713 \cdot R - 0,28886 \cdot G + 0,426 \cdot B, \\ V &= 0,615 \cdot R - 0,51499 \cdot G - 0,10001 \cdot B + 128, \end{aligned}$$

где R , G и B – интенсивности красного, зеленого и синего цветов соответственно [2].

Этап 2. Фильтрация шумов. Для снижения негативных последствий от размытия изображения необходима фильтрация шумов. В разработанном алгоритме для фильтрации шумов применяется сглаживание изображения. В качестве фильтра сглаживания в алгоритме применяется функция Гаусса.

Этап 3. Вычисление значений и направлений градиентов. Вычисление значений градиентов в пикселях осуществляется в четырех направлениях: вертикальном, горизонтальном и двух диагональных. В результате получаем взаимно-однозначное соответствие пикселя и его значения градиента яркости – g_{ij} .

Значение угла градиента округляется и принимает значение, кратное 45, т.е. 0, 45, 90 или 135 градусов. Для вычисления значений градиентов в разработанном алгоритме применяется оператор Робинсона [3].

Этап 4. Подавление пикселей со значениями градиента, отличными от максимального. Пикселями границы считаются пиксели, имеющие максимальное значение градиента (локальный максимум) по отношению к соседним пикселям по направлению вектора. Остальные пиксели подавляются. Их цветовые характеристики RGB получают значение белого цвета (255, 255, 255) [4]. Дальнейшая работа проводится только с пикселями границы. Пусть C – множество пикселей границы:

$$C = \{ \{ p_{ij} \} | p_{ij} \neq (255, 255, 255), 1 \leq i \leq X, 1 \leq j \leq Y, \}$$

Все остальные пиксели изображения объединяем во множество W :

$$\begin{aligned} W &= \{ \{ p_{ij} \} | p_{ij} = (255, 255, 255), 1 \leq i \leq X, 1 \leq j \leq Y, \} \\ C \cup W &= P_u. \end{aligned} \quad (1)$$

Этап 5. Двойная пороговая фильтрация. Все пиксели, являющиеся локальными максимумами, на четвертом этапе проходят через два порога T_{\min} и T_{\max} , задаваемых пользователем. При значении градиента пикселя ниже минимального порога пиксель становится частью множества W и получает значение белого цвета. Если значение пикселя выше максимального порога, то данный пиксель является контурным и становится частью множества C . Все пиксели, попавшие между пороговыми значениями, обрабатываются на последнем этапе [5].

В формализованном виде этот этап представлен следующим образом:

$$\begin{cases} p_{ij} \in C, \text{ при } g_{ij} > T_{\max}, \\ p_{ij} \in W, \text{ при } g_{ij} < T_{\min}, \\ p_{ij} \in N, \text{ при } T_{\min} < g_{ij} < T_{\max}, \end{cases}$$

где N – множество пикселей, значения градиента которых попадают между двумя пороговыми значениями.

Тогда выражение (1) принимает вид:

$$C \cup W \cup N = P_u. \quad (2)$$

Этап 6. Проработка стека пикселей между двумя пороговыми значениями. На заключительном этапе происходит обработка пикселей, принадлежащих множеству N . Для всех пикселей множества N проверяется условие: если хотя бы один из соседних пикселей является граничным, то проверяемый пиксель также считается граничным. Основная задача данного этапа – проанализировать все пиксели множества N таким образом, чтобы учесть группы пикселей, целиком находящихся в данном множестве и являющихся граничными [6]. Все остальные пиксели, которые в результате проверки не оказались граничными, получают значение белого цвета. Отличительными особенностями данного этапа реализации алгоритма являются следующие:

1. На стек кладется текущий индекс пикселя, для которого значение элемента матрицы выше максимального порога фильтрации в матрице. Соответственно, вершина стека становится равной единице;
2. Извлекается верхний элемент стека, что приводит к уменьшению его значения на единицу;
3. Находятся восемь индексов, являющихся соседними по отношению к индексу, извлеченному из стека.

Для всех соседних индексов проверяется условие: если значение градиента в этом индексе выше минимального порога фильтрации, и если он ранее не был помечен как прошедший, то индекс помечается как прошедший и помещается на вершину стека.

Рассмотрим более подробно содержание наиболее важных этапов реализации разработанного алгоритма контурного анализа.

2. Фильтрация шумов

Первым этапом разработанного алгоритма контурного анализа изображений является сглаживание изображения. Для выполнения процедуры сглаживания применяется фильтр Гаусса, который размывает изображение и позволяет снизить влияние шумов на процесс анализа изображений. Основной частью фильтра Гаусса является ядро свертки изображения – матрица свертки. Это матрица с нечетными размерами (три на три, пять на пять, семь на семь и т.д.) для однозначного нахождения центрального пикселя матрицы, с распределенной на ней функцией Гаусса, которую называют весовой функцией. Весовой множителем – это числовое значение соответствующего элемента матрицы (ядра) свертки. Весовой функцией является совокупность всех весовых множителей матрицы (ядра) свертки [7].

Размытие выполняется перемещением матрицы свертки по матрице пикселей изображения. В каждом положении окна происходит свертка изображения – вычисление для каждого пикселя изображения нового значения, основанного на значениях соседних пикселей. Весовая функция при выполнении свертки сохраняет постоянное значение. Вычисление нового значения пикселя происходит с помощью поэлементного умножения соответствующих пикселей на значения коэффициентов весовой функции, после чего полученные произведения суммируются. Полученное значение присваивается пикселю, располагающемуся в центре матрицы свертки [8].

Для вычисления коэффициентов весовой функции используется функция Гаусса отдельно для каждого коэффициента. Затем значение каждого коэффициента вносится в соответствующую ячейку ядра свертки:

$$f(x, y) = e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}},$$

где x и y – расстояния пикселя от центрального пикселя матрицы свертки по горизонтальной и вертикальной оси соответственно;

σ – разброс функции Гаусса.

Полученные числовые значения обработки каждого пикселя фиксируются в соответствующих ячейках промежуточной матрицы с тем же размером, что и обрабатываемое графическое изображение. Дополнительная промежуточная матрица необходима для того, чтобы уже обработанные пиксели изображения не влияли на текущие вычисляемые значения пикселей матрицы изображения.

Необходимо упомянуть о граничных условиях: у угловых пикселей изображения, в отличие от остальных, не хватает соседних пикселей. Чтобы решить эту проблему, необходимо создать временное изображение с размерами:

$$x + \frac{R+1}{2}, y + \frac{R+1}{2},$$

где x и y – длина и ширина обрабатываемого изображения;

R – размерность ядра свертки.

Процедура вычисления значения пикселей анализируемого изображения выглядит следующим образом:

1. Создается временное изображение: в пустое изображение записывается входная картинка, а края изображения заполняются крайними пикселями этого изображения;
2. Размывается временное изображение;
3. Из временного изображения извлекается изображение с теми же размерами относительно центра, что и обрабатываемое;
4. Цвет пикселя – центра изображения получается при сложении произведения весовых коэффициентов ядра свертки со значениями цвета соседних пикселей обрабатываемого графического изображения.

Значение пикселей обработанного изображения изменяется и согласовывается со значениями всех соседних пикселей.

Сглаживание изображения снижает уровень шума, выравнивая значения пикселей с соседними точками. Следует также определить допустимые значения σ . Результаты анализа работ [9–13] позволяют сделать следующие выводы:

1. При значениях $0,1 < \sigma < 1$ сглаживание будет незначительным, поскольку полученные значения пикселей (кроме центральных) будут достаточно малы, чтобы повлиять на их цвета;
2. При $1 \leq \sigma < 10$ значения соседних пикселей будут коррелироваться с остальными пикселями,

к которым была применена матрица свертки, и это позволит за счет размытия убрать большую часть шумов;

3. При двухразрядных значениях σ размытие приводит к исчезновению вместе с шумами на графическом изображении и части пикселей.

4. Если σ будет значительно меньше единицы, то отличным от нуля останется только центральный пиксель матрицы и размытия практически не произойдет.

3. Поиск градиентов в разработанном алгоритме контурного анализа

Главный элемент разработанного алгоритма контурного анализа графических изображений сосредоточенных и площадных объектов – оператор вычисления градиента в точках изображения. Для дальнейшей работы нам будут необходимы направление градиента и его значение.

Рассмотрим произвольную матрицу \mathbf{D} , размером три на три, содержащую значения яркости в окрестности некоторого пикселя:

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} d_1 & d_2 & d_3 \\ d_4 & d_5 & d_6 \\ d_7 & d_8 & d_9 \end{bmatrix}.$$

Вычисление значения градиента в каждом пикселе графического изображения сосредоточенных или площадных объектов происходит по формуле [14]:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2},$$

где G – величина градиента в пикселе d_5 ;

G_x и G_y – приближенные производные градиента по x и y соответственно (представляются в виде двух матриц).

Рассмотрим существующие математические операторы.

Оператор Робертса. Этот оператор используется для быстрых вычислений, но у него имеется серьезный недостаток: оператор чувствителен к шуму. Линии контуров, полученных с помощью этого оператора, будут тоньше, чем у остальных методов.

Матрицы приближенных производных оператора Робертса G_x и G_y в точке d_5 вычисляются по формулам:

$$G_x = d_9 - d_5, \quad G_y = d_8 - d_6,$$

Как видно из формул, с помощью оператора Робертса свертка обрабатываемого изображения осуществляется по двум направлениям: вертикальному и горизонтальному [15]:

$$Rb_0 = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad Rb_1 = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Оператор Превитта. В отличие от предыдущего, данный оператор базируется на использовании масок размером три на три и учитывает восемь направлений градиентов. При этом применяются только прямые направления, дающие наилучшие результаты:

$$p_0 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad p_1 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Матрицы приближенных производных оператора Превитта G_x и G_y вычисляются по формулам:

$$G_x = (d_7 + d_8 + d_9) - (d_1 + d_2 + d_3),$$

$$G_y = (d_3 + d_6 + d_9) - (d_1 + d_4 + d_7).$$

Основным преимуществом оператора Превитта по сравнению с оператором Робертса является снижение чувствительности к шуму за счет увеличенной маски [16].

Оператор Собеля. Оператор Собеля использует приближение к производной, что помогает обнаруживать контуры в местах, где градиент принимает высокое значение. Оператор состоит из двух матриц. Отличие второй матрицы от первой состоит только в ее повороте на 90 градусов, как и в операторе Превитта. Для средних элементов матрицы используется весовой коэффициент 2, что позволяет снизить эффект размытия за счет увеличения влияния средних точек для снижения потери контуров в изображениях.

Данный оператор очень похож на операторы Робертса и Превитта. Маски оператора Собеля имеют следующий вид:

$$s_0 = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}, \quad s_1 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Матрицы приближенных производных оператора Собеля G_x и G_y вычисляются по формулам:

$$G_x = (d_7 + 2d_8 + d_9) - (d_1 + 2d_2 + d_3),$$

$$G_y = (d_3 + 2d_6 + d_9) - (d_1 + 2d_4 + d_7).$$

Основным недостатком оператора Собеля является грубая аппроксимация градиента, из-за чего теряется часть обнаруженных контуров [17].

Оператор Кирша и оператор Робинсона. Операторы состоят из восьми симметричных масок (например, центром симметрии оператора Робинсона является состоящая из нулей центральная ось). Достаточно вычислить результат применения первых четырех масок, остальные результаты можно получить путем инверсии первых. Операторы подобны друг другу, но различаются своей сложностью: в операторе Кирша применяются весовые коэффициенты -3 и 5 , а в операторе Робинсона – коэффициенты -2 , -1 , 0 , 1 и 2 .

Маски оператора Кирша выглядят следующим образом:

$$k_0 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{bmatrix}, k_1 = \begin{bmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix},$$

$$k_2 = \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix}, k_3 = \begin{bmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix},$$

$$k_4 = \begin{bmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{bmatrix}, k_5 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{bmatrix},$$

$$k_6 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{bmatrix}, k_7 = \begin{bmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{bmatrix}.$$

Маски k_2 и k_6 соответствуют горизонтальной границе, маски k_0 и k_4 – вертикальной, маски k_1 , k_3 , k_5 и k_7 – диагональной границе.

Маска, с помощью которой получено максимальное значение в пикселе d_s , будет являться основной. Полученное максимальное значение будет являться величиной градиента данного пикселя [18].

Операторы Кирша и Робинсона основаны на использовании всего лишь одной маски, которую вращают по восьми главным направлениям: «север», «северо-запад», «запад», «юго-запад», «юг», «юго-восток», «восток» и «северо-восток». Маски оператора Робинсона имеют следующий вид:

$$r_0 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, r_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix},$$

$$r_2 = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}, r_3 = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{bmatrix},$$

$$r_4 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}, r_5 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{bmatrix},$$

$$r_6 = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}, r_7 = \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}.$$

В каждом пикселе значение градиента приравнивается к максимальному значению, вычисленному с помощью масок, а углом вектора градиента является угол линий нулей в маске, которая дает максимальное значение градиента [19].

Оператор Лапласа. Этот оператор был предложен в 1982 году. Данный алгоритм вычисляет вторую производную по формуле:

$$\Delta^2 f = \frac{d^2 f}{dx^2} + \frac{d^2 f}{dy^2}.$$

Выполнение оператора осуществляется в два этапа: на первом этапе происходит сглаживание изображения с помощью фильтра Гаусса, а на втором – вычисляется оператор Лапласа, что приводит к появлению двойных контуров. Вычисление контуров аппроксимируется как нахождение нулей на пересечении двойных контуров. Маски оператора Лапласа имеют следующий вид:

$$l_0 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}, l_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}.$$

Основной особенностью применения оператора Лапласа является нахождение каждого пикселя вне или внутри полученного двойного контура, построенного с помощью фильтра Гаусса и оператора Лапласа [20].

В работе [21] представлены результаты применения каждого из приведенных операторов для анализа изображения. Авторами был проведен детальный анализ полученных результатов обработки изображений. Полученные результаты свидетельствуют о том, что операторы Превитта, Робертса и Собеля дают различные, но дополняющие друг друга результаты. Лапласиан гауссиана выделил значительно больше истинных контуров, чем операторы Превитта, Робертса и Собеля. Операторы Кирша и Робинсона показали практически идентичный

результат по основным контурам, но при этом появились ложные контуры на однородных объектах (стены и газон перед зданием). Кроме того, операторы Кирша и Робинсона определили большее количество истинных контуров объектов на изображении, чем остальные операторы [4, 12, 14].

4. Апробация разработанного алгоритма контурного анализа

Предлагаемая информационная система обработки графических изображений сосредоточенных и площадных объектов включает в себя операционную систему, базу данных изображений, алгоритм контурного анализа, логико-лингвистическую модель выбора параметров работы алгоритма, модели сравнения результатов обработки изображения и кроссплатформенное программное обеспечение для интерпретации результатов.

Проведена серия испытаний программной реализации системы.

Для расчета градиента применялся оператор Робинсона. Пороговые значения, при которых получается наилучшее соотношение сигнал/шум (см. этап 5), составляют $T_{\min} = 20$, $T_{\max} = 45$.

На *рисунках 1–3* представлены результаты обработки изображений при помощи разработанного алгоритма.

Проведенное исследование (*рисунки 4–5*) показало, что разработанный алгоритм контурного анализа находит на 10–15% больше граничных точек при анализе графических изображений сосредоточенных и площадных объектов, чем стандартный алгоритм Кэнни, а время выполнения алгоритма увеличивается незначительно. Объем тестового материала составил 110 изображений.

5. Рекомендации по выбору параметров алгоритма

Программная реализация разработанного алгоритма контурного анализа позволяет выделять объекты, как на четких, так и на размытых изображениях, а также распознает элементы этих объектов на изображениях.

На качество исследования оказывают влияние такие параметры как разрешение снимков ИК-диапазона прибора, дальность работы прибора, угол съемки, а также погодные условия. Основными помехами при анализе изображений являются сторонние источники тепла, попадающие в кадр: жилые дома, техника, живые объекты.

Рекомендуемые параметры работы алгоритма для четких графических изображений: $T_{\min} = 20$, $T_{\max} = 45$, $\sigma = 1$.

Рекомендуемые параметры работы алгоритма для размытых изображений: $T_{\min} = 5$, $T_{\max} = 15$, $\sigma = 0,01$.

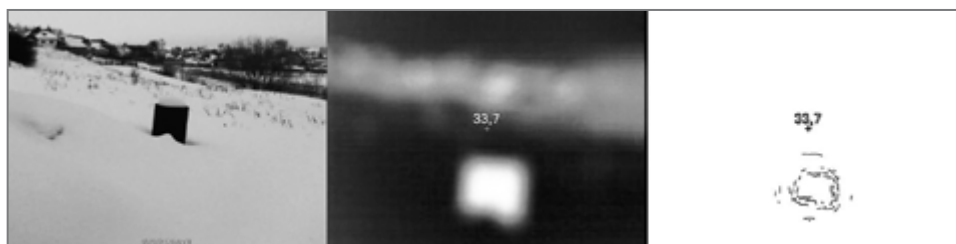


Рис. 1. Обработка изображения вентиляционного выхода

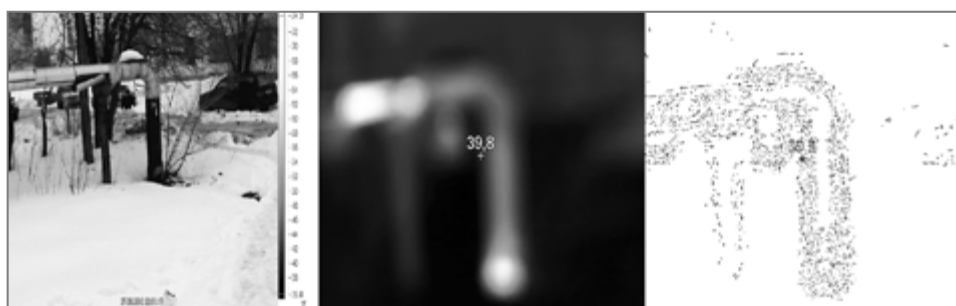


Рис. 2. Обработка изображения теплотрассы

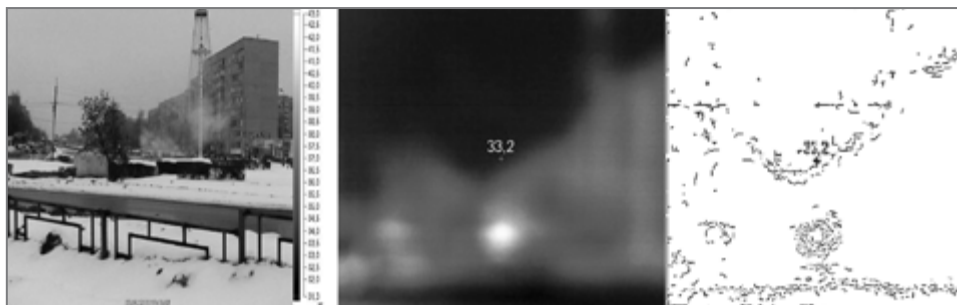


Рис. 3. Обработка изображения люков системы отопления

Рекомендованные параметры применимы для исследованной и аналогичных групп изображений. Разрабатывается логико-лингвистическая модель для выбора параметров алгоритма в зависимости от характеристик обрабатываемого изображения.

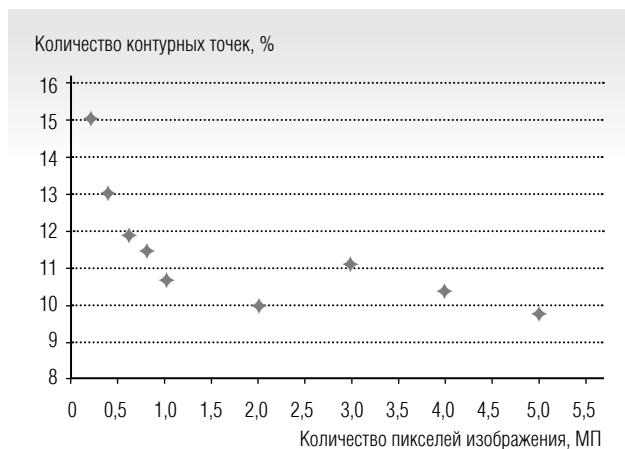


Рис. 4. Увеличение количества найденных контурных точек разработанного алгоритма контурного анализа по сравнению со стандартным алгоритмом Кэнни

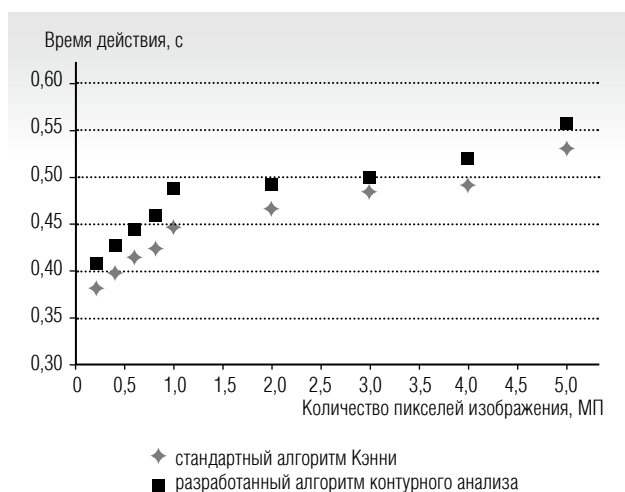


Рис. 5. Время работы алгоритмов с изображениями разного объема

Достоинствами разработанного алгоритма являются:

- ◆ увеличение количества найденных граничных точек;
- ◆ минимизация фрагментации контуров объектов на изображении;
- ◆ снижение неопределенности при анализе зашумленных изображений, за счет фильтра Гаусса.

Недостатком разработанного алгоритма контурного анализа является отсутствие однозначных критериев выбора пороговых значений, что приводит к искажению и потере части реальных контуров и появлению ложных контуров.

Также результаты исследования показали, что необходимо проработать программный код алгоритма для уменьшения округления краев объектов на изображении, что приводит к повреждениям или удалению границ объектов в местах соединения.

Заключение

В статье представлено описание информационной технологии обработки графических изображений сосредоточенных и площадных объектов на основе разработанного алгоритма контурного анализа изображений.

Работа алгоритма основана на свертке анализируемого графического объекта по четырем направлениям с помощью оператора Робинсона. Это позволяет минимизировать фрагментацию контуров и точнее их локализовать.

Приведены результаты исследования разработанного алгоритма контурного анализа при обработке изображений различных объектов в ИК-диапазоне. На основе этого исследования даны рекомендации по подбору параметров работы алгоритма.

Результаты исследования применимы в системах технического зрения, используемых для выявления повреждений и мониторинга анализируемых объектов, а также при создании тренажеров для подготовки операторов комплексов мониторинга точечных и площадных объектов. Кроме того, применение разработанного алгоритма целесообразно при обнаружении нарушений целостности точечных и площадных объектов, а также в системах поддержки принятия решений. ■

Литература

1. Huo X.Q., Zheng W.L., Lu B.L. Driving fatigue detection with fusion of EEG and forehead EOG // International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Vancouver, BC, Canada, 24–29 July 2016. P. 897–904. DOI: 10.1109/IJCNN.2016.7727294.
2. Алексеев В.В., Громов Ю.Ю., Губсков Ю.А., Ишук И.Н. Методология дистанционной оценки пространственных распределений оптико-теплофизических параметров объектов, замаскированных под поверхностью грунта. М.: Научтехлитиздат, 2014.
3. Карасев П.И., Губсков Ю.А. Процедура обработки графических изображений в системах видеонаблюдения // Вестник Воронежского института ФСИИ России. 2015. № 2. С. 35–37.
4. Алексеев В.В., Лакомов Д.В. Оператор Робинсона и его применение в алгоритме Кэнни для распознавания изображений в условиях неопределенности // Материалы XV Всероссийской научной конференции «Нейрокомпьютеры и их применение». 14 марта 2017 г. Тезисы докладов. М.: МГППУ, 2017. С. 89–90.
5. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2005.
6. Пытьев Ю.П. Методы морфологического анализа изображений. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2010.
7. Потапов А.А. Новейшие методы обработки изображений. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2008.
8. Srivastava S., Delp E.J. Video-based real-time surveillance of vehicles // Journal of Electronic Imaging. 2003. Vol. 22. No 4. 041103. DOI: 10.1117/1.JEI.22.4.041103.
9. Фурман Я.А. Введение в контурный анализ. Приложения к обработке изображений и сигналов. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003.
10. Цифровая обработка сигналов и изображений в радиофизических приложениях / М.А. Басараб и [др.], под ред. В.Ф. Кравченко. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2007.
11. Canny J. A computational approach to edge detection // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1986. Vol. PAMI-8. No 6. P. 679–698.
12. Ким Н.В., Крылов И.Г. Групповое применение беспилотного летательного аппарата в задачах наблюдения // Труды МАИ. 2012. № 62. [Электронный ресурс]: <https://mai.ru/upload/iblock/bbb/grupповое-primenenie-bespilotnogo-letatel'nogo-apparata-v-zadachakh-nablyudeniya.pdf> (дата обращения: 15.04.2019).
13. Алексеев В.В., Карасев П.И., Лакомов Д.В. Анализ методов обработки изображений, применимых в условиях неопределенности // XVI Международная конференция «Информатика: проблемы, методология, технологии». Сборник трудов. Воронеж, 11–12 февраля 2016 г. Воронеж: Научно-технические публикации, 2016. С. 37–41.
14. Алексеев В.В., Лакомов Д.В. Анализ применимости размытия при распознавании изображений в условиях неопределенности // Материалы III Международной научно-практической конференции «Виртуальное моделирование, прототипирование и промышленный дизайн». Тамбов, 17–19 ноября 2015 г. Тамбов: ТГТУ. 2016. Т. 2. С. 138–141.
15. Ким Н.В., Кузнецов А.Г., Крылов И.Г. Применение систем технического зрения на беспилотных летательных аппаратах в задачах ориентации на местности // Вестник МАИ. 2010. Т. 17. № 3. С. 46–49.
16. Hybrid vision based reach-to-grasp task planning method for trans-humeral prostheses / D.G. Kanishka Madusanka [et al.] // IEEE Access. 2017. Vol. 5. No 99. P. 16149–16161. DOI: 10.1109/access.2017.2727502.
17. Fatigue detection and estimation using auto-regression analysis in EEG / A. Jain [et al.] // 2016 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI). Jaipur, India, 21–24 September 2016. P. 1092–1095. DOI: 10.1109/ICACCI.2016.7732190.
18. Yang K.F., Li C.-Y., Li Y.-J. Multifeature-based surround inhibition improves contour detection in natural images // IEEE Transaction on Image Processing. 2014. Vol. 23. No 12. P. 5020–5032. DOI: 10.1109/TIP.2014.2361210.
19. Boundary detection using double-opponency and spatial sparseness constraint / K.-F. Yang [et al.] // IEEE Transaction on Image Processing. 2015. Vol. 24. No 8. P. 2565–2578. DOI: 10.1109/TIP.2015.2425538.
20. Muthukrishnan R., Radha M. Edge detection techniques for image segmentation // International Journal of Computer Science & Information Technology. 2012. Vol. 3. No 6. P. 259–267. DOI: 10.5121/ijcsit.2011.3620.
21. On-device mobile landmark recognition using binarized descriptor and multifeature fusion / T. Guan [et al.] // ACM Transactions on Intelligence Systems Technology. 2015. Vol. 7. No 1. Article 12. DOI: 10.1145/2795234.

Об авторах

Алексеев Владимир Витальевич

доктор технических наук, профессор;
 заведующий кафедрой «Информационные системы и защита информации»,
 Тамбовский государственный технический университет, 392000, г. Тамбов, ул. Советская, д. 106;
 E-mail: vvalex1961@mail.ru

Лакомов Денис Вячеславович

аспирант кафедры «Информационные системы и защита информации», Тамбовский государственный технический университет, 392000, г. Тамбов, ул. Советская, д. 106;

E-mail: LaDenV@yandex.ru

Шишкин Артем Александрович

аспирант кафедры «Информационные системы и защита информации», Тамбовский государственный технический университет, 392000, г. Тамбов, ул. Советская, д. 106;

E-mail: 68region333@mail.ru

Гассан Аль Маамари

аспирант кафедры «Информационные системы и защита информации», Тамбовский государственный технический университет, 392000, г. Тамбов, ул. Советская, д. 106;

E-mail: ghassan.almaamari@gmail.com

Image processing of concentrated and scattered objects

Vladimir V. Alekseev

E-mail: vvalex1961@mail.ru

Denis V. Lakomov

E-mail: LaDenV@yandex.ru

Artem A. Shishkin

E-mail: 68region333@mail.ru

Ghassan Al Maamari

E-mail: ghassan.almaamari@gmail.com

Tambov State Technical University

Address: 106, Sovetskaya Street, Tambov 392000, Russia

Abstract

In modern control systems and information processing, the recognition of objects in the image is complicated by the fact that the impact of negative factors introduces uncertainty into this process, leading to blurring of images. In this regard, it is necessary to develop models and algorithms that would reduce the degree of uncertainty in image processing. These models are necessary, for example, when monitoring environmentally hazardous objects, for search and detection of unauthorized burial of household waste, in the field of information security, in the analysis of x-rays and thermograms, in the actions of unmanned aerial vehicles of law enforcement agencies in autonomous mode. This article presents a description of information technology for recognition in the automated mode of objects in images. The basis of this technology is the algorithm of contour analysis of images. The main distinguishing feature of the algorithm is the use of convolution of the image in four directions, as well as the tracing procedure. The aim of the study was to develop algorithms for high-speed automated visualization of external objects. We present the results of the study of the algorithm of contour analysis in the processing of various images in the visible and infrared wavelengths. Recommendations are formulated for the choice of parameters of the contour analysis algorithm, such as the mean square deviation in image blur, minimum and maximum thresholds for filtering. The results of the study can be used in production management systems, life support of the city, technical vision, environmental conditions, monitoring of business processes, as well as in the creation of simulators for training operators of complex systems, etc. In addition, we show the expediency of applying the algorithm we developed in decision support systems.

Key words: detection; image; picture; contour analysis; algorithm; operator; uncertainty; object.

Citation: Alekseev V.V., Lakomov D.V., Shishkin A.A., Al Maamari G. (2019) Image processing of concentrated and scattered objects. *Business Informatics*, vol. 13, no 4, pp. 49–59. DOI: 10.17323/1998-0663.2019.4.49.59

References

1. Huo X.Q., Zheng W.L., Lu B.L. (2016) Driving fatigue detection with fusion of EEG and forehead EOG. Proceedings of the *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Vancouver, BC, Canada, 24–29 July 2016, pp. 897–904. DOI: 10.1109/IJCNN.2016.7727294.
2. Alekseev V.V., Gromov Yu.Yu., Gubskov Yu.A., Ishchuk I.N. (2014) *Methodology of remote assessment of spatial distributions of optical-thermal parameters of the objects disguised under the surface*. Moscow: Nauchtehlitizdat (in Russian).
3. Karasev P.I., Gubskov Yu.A. (2015) Processing of graphic images in video surveillance systems. *Herald of the Voronezh Institute FSIN of Russia*, no 2, pp. 35–37 (in Russian).
4. Alekseev V.V., Lakomov D.V. (2017) Robinson Operator and its application in the canny algorithm for image recognition under uncertainty. Proceedings of the *XV All-Russian Scientific Conference “Neurocomputers and Their Application”, 14 March 2017*. Moscow: MSUPE, pp. 89–90 (in Russian).
5. Gonzalez R., Woods R. (2005) *Digital image processing*. Moscow: M: Technosphere (in Russian).
6. Pytyev Yu.P. (2010) *Methods of morphological image analysis*. Moscow: FIZMATLIT (in Russian).
7. Potapov A.A. (2008) *The latest methods of image processing*. Moscow: FIZMATLIT (in Russian).
8. Srivastava S., Delp E.J. (2003) Video-based real-time surveillance of vehicles. *Journal of Electronic Imaging*, vol. 22, no 4, 041103. DOI: 10.1117/1.JEI.22.4.041103.
9. Furman Ya.A. (2003) *Introduction to contour analysis. Applications to image and signal processing*. Moscow: FIZMATLIT (in Russian).
10. Basarab M.A., Volosyuk V.K., Goryachkin O.V., Zelensky A.A. (2007) *Digital signal and image processing in radiophysical applications*. Moscow: FIZMATLIT (in Russian).
11. Canny J. (1986) A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, no 6, pp. 679–698.
12. Kim N.V., Krylov I.G. (2012) Group application of unmanned aerial vehicle in surveillance tasks. *Trudy MAI*, no 62. Available at: <https://mai.ru/upload/iblock/bbb/grupppovoe-primenenie-bespilotnogo-letatel'nogo-apparata-v-zadachakh-nablyudeniya.pdf> (accessed 15 April 2019) (in Russian).
13. Alekseev V.V., Karasev P.I., Lakomov D.V. (2016) Analysis of image processing methods applicable in the conditions of uncertainty. Proceedings of the *XVI International Conference “Informatics: problems, methodology, technologies”, Voronezh, 11–12 February 2016*, pp. 37–41 (in Russian).
14. Alekseev V.V., Lakomov D.V. (2016) Analysis of the applicability of blur in image recognition under uncertainty. Proceedings of the *III International Scientific and Practical Conference “Virtual modeling, prototyping and industrial design”, Tambov, Russia, 17–19 November 2015*, vol. 2, pp. 138–141 (in Russian).
15. Kim N.V., Kuznetsov A.G., Krylov I.G. (2010) Application of vision systems on unmanned aerial vehicles in the tasks of orientation on the ground. *Aerospace MAI Journal*, vol. 17, no 3, pp. 46–49 (in Russian).
16. Kanishka Madusanka D.G., Gopura R.A.R.C., Amarasinghe Y.W.R.; Mann G.K.I. (2017) Hybrid vision based reach-to-grasp task planning method for trans-humeral prostheses. *IEEE Access*, vol. 5, no 99, pp. 16149–16161. DOI: 10.1109/access.2017.2727502.
17. Jain A., Abbas B., Farooq O., Garg S.K. (2016) Fatigue detection and estimation using auto-regression analysis in EEG. Proceedings of the *2016 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), Jaipur, India, 21–24 September 2016*, pp. 1092–1095. DOI: 10.1109/ICACCI.2016.7732190.
18. Yang K.F., Li C.-Y., Li Y.-J. (2014) Multifeature-based surround inhibition improves contour detection in natural images. *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 23, no 12, pp. 5020–5032. DOI: 10.1109/TIP.2014.2361210.
19. Yang K.-F., Gao S.-B., Guo C.-F., Li C.-Y., Li Y.-J. (2015) Boundary detection using double-opponency and spatial sparseness constraint. *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 24, no 8, pp. 2565–2578. DOI: 10.1109/TIP.2015.2425538.
20. Muthukrishnan R., Radha M. (2012) Edge detection techniques for image segmentation. *International Journal of Computer Science & Information Technology*, vol. 3, no 6, pp. 259–267. DOI: 10.5121/ijcsit.2011.3620.
21. Guan T., Wang Y., Duan L., Ji R. (2015) On-device mobile landmark recognition using binarized descriptor and multifeature fusion. *ACM Transactions on Intelligence Systems Technology*, vol. 7, no 1, article 12. DOI: 10.1145/2795234.

About the authors

Vladimir V. Alekseev

Dr. Sci. (Tech.), Professor;

Head of the Department “Information systems and information security”, Tambov State Technical University,
106, Sovetskaya Street, Tambov 392000, Russia;

E-mail: vvalex1961@mail.ru

Denis V. Lakomov

Doctoral Student, Department “Information systems and information security”, Tambov State Technical University,
106, Sovetskaya Street, Tambov 392000, Russia;

E-mail: LaDenV@yandex.ru

Artem A. Shishkin

Doctoral Student, Department “Information systems and information security”, Tambov State Technical University,
106, Sovetskaya Street, Tambov 392000, Russia;

E-mail: 68region333@mail.ru

Ghassan Al Maamari

Doctoral Student, Department “Information systems and information security”, Tambov State Technical University,
106, Sovetskaya Street, Tambov 392000, Russia;

E-mail: ghassan.almaamari@gmail.com