

Алгоритмы обнаружения и распознавания простого объекта на изображениях

Козловский Антон Николаевич, магистр технических наук, ассистент
Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники (г. Минск)

Предлагаются математические модели объекта изображения – элементарный и простой объекты. Рассматриваются разработанные автором алгоритмы обнаружения и распознавания простого объекта на изображениях. Их отличительной особенностью является инвариантность относительно проективного искажения. Это достигается путем представления вершины угла границы объекта изображения в качестве его характерной черты.

Ключевые слова: вершина угла; проективное преобразование; объект изображения.

Введение. В последние десятилетия значительный прогресс в развитии систем дистанционного зондирования, технического зрения, а также аппаратного и программного обеспечения сделал возможным практическое использование различных автоматизированных систем, направленных на поддержку принятия решений. Алгоритмы цифровой обработки изображений находят все более широкое применение в научных и прикладных исследованиях в различных областях. Одной из важнейших задач цифровой обработки изображений является разработка алгоритмов обнаружения и распознавания объекта на изображениях, что является ключевым этапом решения различных задач. Поэтому разработка алгоритмов обнаружения и распознавания объекта на изображениях актуальна в научном и практическом плане.

Алгоритмы обнаружения и распознавания объекта на изображениях используются при решении задачи совмещения изображений, а также находят широкое применение в системах технического зрения.

Аффинное преобразование является частным случаем проективного преобразования (подгруппа) [1]. Поэтому аффинная инварианта не сохраняет свои свойства при условии проективного искажения, а проективная инварианта сохраняет их в случае аффинного искажения. Как следствие разработка алгоритмов обнаружения и распознавания объекта на изображениях инвариантных относительно проективного искажения актуальна.

Целью статьи является разработка алгоритмов обнаружения и распознавания простого объекта на изображениях инвариантных относительно проективного искажения.

Простой объект изображения. Задача сегментации изображения заключается в разбиении изображения на отдельные области [2]. Данная задача является некорректно поставленной, так как ее решение не единственное [3]. Изображение необходимо разбивать на части со сходными свойствами, например контуры.

Пусть функция $f(x, y) \in \mathbf{R}$ – это изображение I . Под объектом (областью) O на изображении I будем понимать область определения: $\Omega \subset \mathbf{R}^2$.

Под контуром Γ на изображении I будем понимать связное множество его отсчетов: $\Gamma = \{p_k, i=0, \dots, k-1, k \in \mathbf{N}$.

Под замкнутым контуром Γ_Ω на изображении I будем понимать контур Γ , у которого начальный и конечный отсчеты совпадают.

Замкнутый контур Γ_Ω соответствует границе области (объекта) O изображения, так как граница конечной области образует замкнутый путь: $\Gamma_\Omega \Leftrightarrow O$. Подробно задача выделения контура как границы объекта изображения рассмотрена в работе Я. А. Фурмана [4].

Определение 1. Пусть нам дано изображение I , множество всех его замкнутых контуров $\mathcal{X}\{x_k\}, i=0, \dots, k-1, k \in \mathbf{N}, k > 0$, а также объект O изображения I . Под декомпозиционным множеством замкнутых контуров Y объекта O будем понимать подмножество X' множества X . Здесь множество X' – это множество всех замкнутых контуров объекта O .

Определение 2. Пусть нам даны изображение I , множество всех его замкнутых контуров $\mathcal{X}\{x_k\}$, объект O . $\Gamma_\Omega \Leftrightarrow O, \Gamma_\Omega \in X$ и декомпозиционное множеством замкнутых контуров Y объекта O , $\Gamma_\Omega \in Y$. Тогда объект O является элементарным объектом e на изображении I , если:

1. мощность множества Y равна единице: $q=1$;
2. множество Y не пересекается с множеством Y_i любого другого объекта O_i исходного изображения I . $Y \cap Y_i = \emptyset$.

Определение 3. Пусть нам даны изображение I , множество всех его замкнутых контуров $\mathcal{X}\{x_k\}$, объект O . $\Gamma_\Omega \Leftrightarrow O, \Gamma_\Omega \in X$ и декомпозиционное множеством замкнутых контуров Y объекта O , $\Gamma_\Omega \in Y$. Тогда объект O является простым объектом p на изображении I , если:

1. мощность множества Y равна единице: $q=1$.

Обнаружение и распознавание простого объекта на изображениях. Рассмотрим разработанные автором алгоритмы обнаружения и распознавания простого объекта на изображениях (Алг. 1 и Алг. 2) [5, 6] более подробно.

Известно большое количество алгоритмов обнаружения различных объектов на изображении [7–11]. При этом фактически все они направлены на решение той или иной практической задачи и сводятся к вычислению функции схожести заданного объекта (эталоны) с наблюдаемым изображением и последующему сравнению ее с порогом, т. е. реализуется метод сопоставления с эталоном.

В основе алгоритма Алг. 1 лежит декомпозиция произвольного контура бинарного изображения на контуры и замкнутые контуры, позволяющая обнаруживать простые объекты произвольной формы по их площади (анализ размера длины границы Γ_Ω простого объекта). Задача декомпозиции произвольного контура бинарного изображения на контуры и замкнутые контуры связана с задачей обнаружения его начального отсчета a_0 . Текущий подход к обнаружению начального отсчета a_0 контура бинарного изображения основан на выделении первого встретившегося отсчета контура при сканировании изображения. Он не позволяет выполнять декомпозицию произвольного контура на контуры и замкнутые контуры с приемлемой трудоемкостью.

Особенность алгоритма Алг. 1 состоит в том, что он выполняет обнаружения замкнутого контура бинарного изображения Γ_Ω путем задания в качестве начального отсчета a_0 прослеживания линии произвольного контура Γ – вершины угла v ему принадлежащей. При этом работа

алгоритма Ag. 1 не зависит от вида алгоритма прослеживания линии контура бинарного изображения.

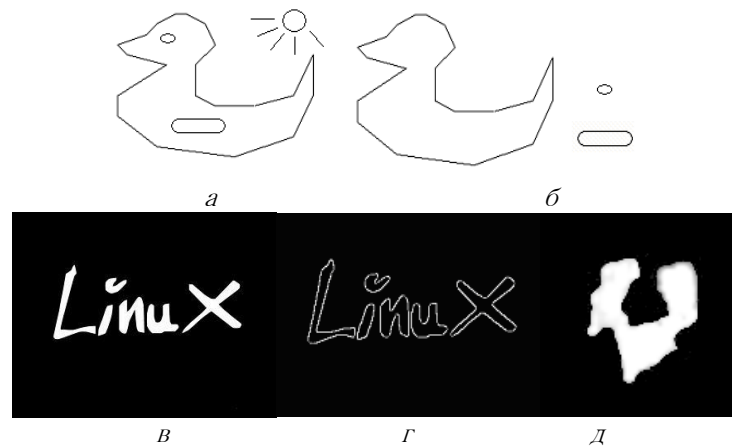


Рис. 1. Примеры элементарного и простого объектов изображения:
а – изображение I_1 ; б – множество Y объекта «утенок» изображения I_1 ; в – изображение I_2 ; г – изображение I_2 , представленное в бинарном виде; д – элементарный простой объект изображения

Алгоритм обнаружения простого объекта на изображении на основе декомпозиции произвольного контура бинарного изображения состоит из следующих шагов (Ag. 3):

Шаг 1. Произвести выделение контура как границы объекта исходного изображения;

Шаг 2. Сформировать множество $X\{x\}$ замкнутых контуров Γ_Ω ;

Шаг 3. Произвести идентификацию простого объекта p_l .

Выделение контура на исходном изображении может выполняться на основе произвольного алгоритма выделения контура. Ширина контура равняется одному отсчету изображения.

В основе обнаружения начального отсчета a_0 контура бинарного изображения лежит разработанный автором алгоритм выделения отсчета бинарного изображения претендентом на вершину угла (Ag. 4) [12]. При этом разработанные автором правила обнаружения замкнутого контура бинарного изображения [5] хорошо дополняют алгоритм Ag. 4. Поэтому алгоритм обнаружения замкнутого контура бинарного изображения отличается простотой реализации.

Идентификация простого объекта p_l выполняется путем представления каждого из обнаруженных замкнутых контуров Γ_Ω в виде множества Y . Для простого объекта p_l мощность множества Y равна единице: $q = 1$. При этом декомпозиция границы как элементарного, так и простого объектов на множество контуров $X\{x\}, i = 0, \dots, m-1$ и множество замкнутых контуров $X\{x\}, j = 0, \dots, n-1$, где $n \geq 1$ и $m \geq 1, n, m \in \mathbf{N}$ не существует. Это обусловлено эффектом ложного контура [2], который, в свою очередь, вызван нечеткостью границы фон-объект изображения и использованием недостаточного числа градаций значения интенсивности в областях плавных переходов полутонов.

Рассмотрим разработанный автором алгоритм распознавания простого объекта на изображениях, который является улучшением алгоритма Ag. 2. Их отличительными особенностями являются представление вершины угла простого объекта изображения в качестве характерной черты формы его границы и предложенный подход к формированию признака изображения.

Алгоритм распознавания простого объекта на изображениях состоит из следующих шагов (Ag. 5):

Шаг 1. Произвести нормализацию исходного изображения;

Шаг 2. Обнаружить вершину угла v простого объекта p_l ;

Шаг 3. Вычислить вектор признаков u простого объекта p_l ;

Шаг 4. Произвести классификацию простого объекта p_l .

Нормализация положения простого объекта p_l в пространстве изображения выполняется путем нормировки его положения относительно центра изображения.

Часто в роли характерной черты изображения выступает вершина угла его объекта. Проективное преобразование сохраняет вершину угла, кроме случаев превращения угла преобразованием в угол $0, \pi$ и 2π (рад). В ходе тестирования использовался разработанный автором алгоритм обнаружения вершины угла на изображении [12].

Характерной особенностью формируемого (триплетного) признака изображения является его структура в виде композиции трех функционалов: $\Pi(l) = \Phi \cdot P \cdot T(l(\varphi, \rho, l))$, где каждый функционал (Φ, P и T) действует на функции одной переменной (φ, ρ и l). Подробно теория триплетных признаков изображения рассмотрена в работе Н. Г. Федотова [13].

В рассматриваемом нами случае компактность и линейная разделимость классов достигаются путем анализа формы границы Γ_Ω простого объекта p_l на основе контурного анализа. Обработка триплетной трансформанты выполняется диаметральными функционалами, отвечающими за переход от обработки триплетной трансформанты к круговым трансформантам. Задача данного перехода и вычисления триплетного признака $\Pi(l)$ изображения сводится к задаче аппроксимации диаметральной и круговой трансформанты (плоских кривых) различными числовыми характеристиками функций. Оценка подобия изображений выполняется исходя из совпадения аппроксимативного представления круговых трансформант – плоских кривых с периодом 2π .

Аппроксимация круговой трансформанты возможна на основе различных числовых характеристик функций, а также спектральных алгоритмов, например, преобразования Фурье, Уолша – Адамара и др. Отметим, что точное восстановление сигнала после прямого и обратного преобразований Фурье невозможно. При этом отдельные осо-

бенности сигнала (например, пики) «размазываются» по всей частотной оси, что делает их обнаружение по спектру практически невозможным [14].

Ниже представлена система трейс-, диаметральных и круговых функционалов. Отметим, что автором разработаны следующие функционалы: $T_2, P_3 - P_5$ и $\Phi_1 - \Phi_{27}$,

Трейс-функционалы:

- $T_1: \int f(t) dt$ – интеграл вдоль прямой l
- $T_2: k \sum v_i$ – количество вершин углов простого объекта $p/$ при его пересечении с прямой l , где v_i – вершина угла, а k – коэффициент, значение которого принимается равным 100.

Диаметральные функционалы:

- $P_1: 1/N \int f(p) dp$ – среднее значение функции $f(p)$;
- $P_2: \max\{f(p)\}$ – максимум функции $f(p)$;
- $P_3: \min\{m_i\}$ – минимум точек локального минимума функции $f(p)$, $i = 0, \dots, n, n \in \mathbf{N}$, где m_i – точка локального минимума;
- $P_4: 1/N \sum m_i$ – среднее значение точек локального минимума функции $f(p)$, где m_i – точка локального минимума;
- $P_5: 1/N \sum w_i$ – среднее значение точек локального максимума функции $f(p)$, где w_i – точка локального максимума.

Круговые функционалы:

- $\Phi_1: |A_0 - A_1|$ – модуль разности 0-го и 1-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_2: |A_2 - A_3|$ – модуль разности 2-го и 3-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_3: |A_4 - A_5|$ – модуль разности 4-го и 5-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_4: |A_6 - A_7|$ – модуль разности 6-го и 7-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_5: |A_8 - A_9|$ – модуль разности 8-го и 9-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_6: |A_{10} - A_{11}|$ – модуль разности 10-го и 11-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_7: |A_{12} - A_{13}|$ – модуль разности 12-го и 13-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_8: |A_{14} - A_{15}|$ – модуль разности 14-го и 15-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_9: |A_{16} - A_{17}|$ – модуль разности 16-го и 17-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_{10}: |A_{18} - A_{19}|$ – модуль разности 18-го и 19-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_{11}: |A_{20} - A_{21}|$ – модуль разности 20-го и 21-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_{12}: |A_{22} - A_{23}|$ – модуль разности 22-го и 23-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша –

Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;

- $\Phi_{13}: |A_{24} - A_{25}|$ – модуль разности 24-го и 25-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_{14}: |A_{26} - A_{27}|$ – модуль разности 26-го и 27-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_{15}: |A_{28} - A_{29}|$ – модуль разности 28-го и 29-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_{16}: |A_{30} - A_{31}|$ – модуль разности 30-го и 31-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_{17}: |A_{32} - A_{33}|$ – модуль разности 32-го и 33-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_{18}: |A_{34} - A_{35}|$ – модуль разности 34-го и 35-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_{19}: |A_{36} - A_{37}|$ – модуль разности 36-го и 37-го спектральных коэффициентов преобразования Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару сигнала $f(\varphi)$;
- $\Phi_{27}: 1/(N \times \max\{f(\varphi)\}) \int f(\varphi) d\varphi$ – среднее значение функции $f(\varphi)$, деленное на ее максимум.

Итого имеется 27 функционалов, формирующих вектор признаков u изображения из 200 элементов. Преобразование Уолша – Адамара с упорядочиванием по Адамару инвариантно относительно циклического сдвига исходной последовательности. Его применение позволило уменьшить число признаков изображения с 720 (Фурье-преобразование) [6] до 200. Сопоставление простого объекта $p/$ выполняется с помощью классификатора по минимальному расстоянию, где мера близости простого объекта $p/$ определяется манхэттенской метрикой. При этом точность распознавания алгоритма Ag. 5 в среднем на 3 % выше, чем у алгоритма Ag. 2.

Матрица проекций (трейс-матрица) имеет следующие размеры:

- по переменной φ – ось горизонтальная, область изменения $0, \dots, 2\pi$ с шагом $\pi/40$. Число дискрет 81;
- по переменной p – ось направлена вверх, область изменения зависит от размеров изображения. Например, для изображения размером 35x35 отсчетов область изменения $-25, \dots, 25$ с шагом $\sqrt{2}/2$ плюс все целые числа данного интервала. Число дискрет 119.

Для анализа точности распознавания алгоритма Ag. 5 требуется выполнить сравнение результатов его работы с результатом работы алгоритма, получившего наибольшее распространение на практике, – алгоритма распознавания на основе дескриптора контекст-формы [15].

В качестве исходных данных для тестирования алгоритмов Ag. 3 и Ag. 5 использовалась база реальных аэрокосмических изображений, включающая 140 изображений, а также различные произвольные эталонные выборки простых объектов. Эталонная выборка S из семи произвольных простых объектов показана на рис. 2.

Разработанный алгоритм распознавания Ag. 5 обеспечивает точность распознавания относительно проективного искажения в среднем 89%, а точность распознавания алгоритма на основе дескриптора контекст-формы относительно проективного искажения в среднем 71%.



Рис. 2. Семь произвольных простых объектов. Выделенные отсчеты — вершины углов

Заключение. Предложенные алгоритмы обнаружения и распознавания простого объекта на изображениях, обеспечивают инвариантность относительно проективного искажения. Декомпозиция произвольного контура бинарного изображения на контуры и замкнутые контуры позволяет работать на зашумленных изображениях и выполнять

анализ изображений различных типов. Разработанный алгоритм распознавания простого объекта на изображениях повышает точность распознавания относительно проективного искажения в среднем на 3% с увеличением быстродействия.

Литература:

1. Постников М.М. Лекции по геометрии. Семестр I. Аналитическая геометрия. М.: Наука, 1973. 752 с.
2. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений: пер. с англ. М.: Техносфера, 2006. 1072 с.
3. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я. Методы решения некорректных задач. М.: Наука, 1986. 288 с.
4. Фурман Я.А. [и др.]. Введение в контурный анализ: приложения к обработке изображений и сигналов / под ред. Я.А. Фурмана. 2-е изд., испр. М.: Физматлит, 2003. 588 с.
5. Kazlouski A.M., Sadykhov R.K. Plain objects detection in image based on a contour tracing algorithm in a binary image // in Proceedings of The International Symposium on INnovations in Intelligent Systems and Applications. Alberobello, Italy, 2014. pp. 242–248.
6. Козловский А.Н. Алгоритм распознавания простых объектов на разновременных аэрокосмических изображениях по их форме // Шестой Белорусский космический конгресс. Минск, 2014. Т. 1. С. 323–326.
7. Bnsalan C., Boyer K.L. Multispectral Satellite Image Understanding: From Land Classification to Building and Road Detection. London: Springer, 2011. 185 p.
8. Старовойтов В.В., Голуб Ю.И. Цифровые изображения: от получения до обработки. Минск: ОИПИ НАН Беларуси, 2014. 202 с.
9. Абламейко С.В., Недзьведь А.М. Обработка оптических изображений клеточных структур в медицине. Минск: ОИПИ НАН Беларуси, 2005. 155 с.
10. Тузиков А.В., Шейнин С.А., Жук Д.В. Математическая морфология, моменты, стереообработка: избранные вопросы обработки и анализа цифровых изображений. Минск: Беларус. наука, 2006. 198 с.
11. Вятчинин Д.А., Хижняк А.В., Шевяков А.В. Нечеткая кластеризация и нечеткая математическая морфология в задачах обработки изображений. Минск: ВА РБ, 2012. 271 с.
12. Козловский А.Н. Детектор угловых точек на основе аппроксимации контуров объектов изображения // Информатика. 2010. 28, № 4. С. 36–47.
13. Федотов Н.Г. Теория признаков распознавания образов на основе стохастической геометрии и функционального анализа. М.: Физматлит, 2009. 304 с.
14. Дьяконов В. П. Вейвлеты. От теории к практике / В. П. Дьяконов. — М. : СОЛОН-Пресс, 2004. — 400 с.
15. Mori G., Belongie S., Malik J. Efficient Shape Matching Using Shape Contexts // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2005. Vol. 27, № 11. P. 1832–1837.