

КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ COMPUTER SIMULATION HISTORY

УДК 004.93'11

DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-2-383-390

EDN LOGJQM

Метод опорных контуров в задании признаков классификации изображений объектов

¹ Титов А.И., ² Корсунов Н.И., ^{2,3} Щербинина Н.В.

¹ Акционерное общество «Единая Транспортная Компания»
Россия, 308519, Белгородская область, Белгородский район, посёлок городского типа Северный,
тер. АТП, зд. 2

² Белгородский государственный национальный исследовательский университет,
Россия, 308015, г. Белгород, ул. Победы, 85

³ ООО «Научно-производственное объединение “Технологии надёжности”»
Россия, 308033, г. Белгород, ул. Королева, 2а к2
titov@programist.ru, korsunov@intbel.ru, shcherbinina@bsuedu.ru

Аннотация. В статье представлен метод опорных контуров для классификации изображений объектов с априори не заданной формой. Метод основан на двухуровневой аппроксимации контуров с использованием опорных точек, которые формируют уникальные для каждого класса многогранники. Первый уровень аппроксимирует контур опорным многогранником, выделяя ключевые точки, а второй уровень разбивает контур на сегменты, которые аппроксимируются сегментными многогранниками. Это позволяет автоматически классифицировать объекты, сравнивая их контуры внутри соответствующих классов. Выделены ключевые преимущества метода: инвариантность к аффинным преобразованиям, сокращение количества вершин многогранников и повышение быстродействия классификации за счёт естественного распараллеливания вычислений. Метод также устраняет недостатки существующих подходов, таких как зависимость от начальной точки и сложность алгоритмической реализации. Применение метода демонстрируется в задачах распознавания образов, где форма объекта играет ключевую роль, например, в робототехнике, технической и медицинской диагностике. Результаты исследования показывают, что предложенный подход эффективен для классификации объектов с произвольной формой и может быть использован в интеллектуальных системах обработки изображений.

Ключевые слова: опорные контуры, классификация изображений, аппроксимация контуров, многогранники, инвариантность, распознавание образов

Для цитирования: Титов А.И., Корсунов Н.И., Щербинина Н.В. 2025. Метод опорных контуров в задании признаков классификации изображений объектов. *Экономика. Информатика*, 52(2): 383–390. DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-2-383-390 EDN LOGJQM

Support Contours for Image Feature Extraction in Object Classification

¹ Aleksey I. Titov, ² Nikolay I. Korsunov, ^{2,3} Natalya V. Shcherbinina

¹ Joint Stock Company "United Transport Company"

bld. 2 ter. ATP, urban-type settlement Severny 308519, Belgorod district, Belgorod region, Russia

² Belgorod State National Research University

85 Pobedy St, Belgorod 308015, Russia

³ Scientific and Production Association "Reliability Technologies"

2a Korolev St., building 2, Belgorod 308033, Russia

titov@programist.ru, korsunov@intbel.ru, shcherbinina@bsuedu.ru

Abstract. A method of support contours for classifying images of objects with an a priori undefined shape is presented. The method is based on a two-level approximation of contours using support points, which form unique polyhedrons for each class. The first level approximates the contour with a support polyhedron, identifying key points, while the second level divides the contour into segments, which are approximated by segmental polyhedrons. This enables automatic object classification by comparing their contours within the corresponding classes. Key advantages of the method are highlighted: invariance to affine transformations, reduction in the number of polyhedron vertices, and improved classification speed due to natural parallelization of computations. The method also addresses the shortcomings of existing approaches, such as dependency on the starting point and algorithmic complexity. The application of the method is demonstrated in pattern recognition tasks where object shape plays a critical role, such as in robotics, technical diagnostics, and medical diagnostics. The research results show that the proposed approach is effective for classifying objects with arbitrary shapes and can be used in intelligent image processing systems.

Keywords: support contours, image classification, contour approximation, polyhedrons, invariance, pattern recognition

For citation: Titov A.I., Korsunov N.I., Shcherbinina N.V. 2025. Support Contours for Image Feature Extraction in Object Classification. *Economics. Information technologies*, 52(2): 383–390 (in Russian). DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-2-383-390 EDN LOGJQM

Введение

В статье рассматривается построение моделей контуров для классификации объектов априори не заданной формы. Контур изображения объекта представляется двумя уровнями многогранников, первый из которых аппроксимирует контур с использованием особых точек, названных опорными. Такие точки являются уникальными для разных параметров контуров и используются для формирования классов контуров. Грани этого многогранника разделяют контур на сегменты, кривая контура в каждом из них аппроксимируется сегментным многогранником, вершины которого задаются точками экстремумов между соседними вершинами опорного многогранника. Это позволяет автоматически объединить контуры объектов в классы и решить задачу классификации сравнением сегментных контуров в соответствующем классе.

Задача распознавания образов является важным этапом в создании искусственного интеллекта в различных сферах в научных и прикладных применениях интеллектуальных систем. Существует множество методов и алгоритмов распознавания образов, которые характеризуются определёнными достоинствами и недостатками [Гонсалес, Вудс, 2005]. Повышение эффективности алгоритмов распознавания образов является важной задачей актуальной и востребованной задачей.

Среди методов распознавания образов можно выделить метод распознавания объектов по контурам изображений [Кушнир, 2012]. Под контуром изображения понимается замкнутая кривая, выделяющая форму в виде границы объекта на некотором фоне. Форма объекта несёт

значительную информацию об особенностях объекта и широко используется в робототехнике, технической и медицинской диагностике. В растровом изображении контур представляется совокупностью плоскостей, составляющих границу объекта, и соответствует внешнему очертанию изображения объекта.

Распознавание объектов по контурам изображений основано на использовании математической модели представления контуров и отнесения объекта в зависимости от сравнения эталонной и распознаваемой модели к определённому классу [Золотин, 2016]. Математические модели представляются в виде векторов, компонентами которых служат ключевые точки [Сафонов, 2017], и плоским графом, вершинами которого являются вершины многогранников, а дуги представляются гранями этих многоугольников [Местецкий, 2009].

В методе ключевых точек описание объекта задаётся векторами, компоненты которого представляются особыми точками с их окрестностью, что позволяет отличить точки друг от друга [Сафонов, 2017]. Описание контура набором ключевых точек позволяет для каждой точки генерировать вектор признаков, представляющих число, соответствующее градиентам всех направлений. Это позволяет сравнивать точки между собой, используя метрику расстояния между векторами по количеству баллов, определяемых совпадением ключевых точек. Распознавание основано на том, что точка с ее окрестностью на изображении одного объекта с большой вероятностью будет найдена на другом изображении этого объекта. Классификация объектов сводится к определению соответствия двух объектов априори заданной формы и находит применение в определении сходства объектов с одним эталоном. Достоинством такого метода сравнения объектов является инвариантность топологии ключевых точек по отношению к аффинным преобразованиям.

Существенными недостатками метода ключевых точек распознавания является: отсутствие возможности отнесения сравниваемого объекта к одному из априори заданных классов без использования последовательного сравнения распознаваемого объекта с множеством эталонных; значительная длина вектора признаков и противоречия между разрешающей способностью распознавания и быстродействием этого распознавания.

Метод скелетизации контура растрового изображения использует непрерывный и дискретный подходы [Местецкий, 2009]. При непрерывном подходе контур аппроксимируется многогранником максимального периметра. К достоинствам непрерывного подхода следует отнести математическую корректность, адекватность человеческого представления формы и ее изображения, высокую вычислительную эффективность. Существенными недоработками непрерывного подхода являются: чувствительность к локальным свойствам границ области изображения, вследствие связи точки скелета с точкой локального максимума кривизны границы; существенного усложнения алгоритмов с точки зрения их математического содержания и программной реализации по сравнению с алгоритмами дискретной скелетизации. Дискретная скелетизация основана на описании контура набором особых точек, к которым относят концевые и точки ветвления, соседи которых образуют не менее двух связанных областей. Математическая модель контура задается набором особых точек, связываемых ценным кодом, состоящим из точки привязки, числа кодов и массива направлений из очередной точки к следующей. Для каждой точки выделяются признаки, подразделяемые на топологические и редакционные.

При дискретной скелетизации математической моделью является плоский граф, вершины которого при использовании топологических признаков связаны с численными значениями координат особых точек, а ребра содержат информацию о длине между связанными вершинами, направлениях входов в точку и выходов из точки, кривизне дуги, соединяющей особую точку со следующей. Использование графа с топологическими признаками для классификации объектов по контурам изображений требует морфологического анализа, что является существенным недостатком такого представления контуров.

При редакционных признаках, связанных с представлением контура графом с вершинами в виде множества особых точек, вводится дополнительно отношение смежности между вершинами. Метрика при классификации задается редакционным расстоянием между графами и определяется минимальным количеством операций вставки одной вершины, замены одной вершины другой, удалением одного ребра, заменой одного ребра другим, необходимых для превращения одного графа в другой.

Сложность редакционных признаков приводит к предпочтению топологических признаков при разработке более эффективных методов скелетизации.

К недостаткам непрерывного и дискретного подходов к скелетизации контуров изображения следует также отнести зависимость скелетов от задания начальной точки на контуре и отсутствие инвариантности к аффинным преобразованиям.

Основная часть

Целью исследований, приводимых в статье, является разработка метода непрерывной скелетизации контуров изображений, обеспечивающих инвариантность к выбору начального узла аппроксимирующего многоугольника и к аффинным преобразованиям с простотой алгоритмической реализации.

Метод базируется на иерархической классификации, используемой в нейронных сетях самоорганизации, когда вначале классифицируются векторы, а затем в соответствующих классах векторов классифицируются изображения [Хайкин, 2006].

В качестве признаков контуров предлагается использовать многоугольники, вершины которых задаются особыми точками, нормированные характеристики которых определяются численными характеристиками координат, а соответствующие грани этих многогранников служат одной гранью многоугольников, используемых для классификации объектов по контурам изображений. Такие особые точки названы опорными, многогранники, связывающие эти точки – опорными контурами.

Многогранники для некоторого подкласса контуров являются признаками класса, так как они характерны только для этих контуров и выделяют их среди других. Единственность такого многогранника в контуре обусловлена определением опорных точек в контурах произвольной априори незаданной формы. Для определения опорных точек представили движение точки в нелинейной динамической системе уравнений [Соболев, 2022]

$$\frac{dx}{dt} = \psi_1(x, y), \quad (1)$$

$$\frac{dy}{dt} = \psi_2(x, y). \quad (2)$$

С законом управления, задаваемом контуром изображения

$$z = \psi(x, y). \quad (3)$$

Здесь x, y – координаты точки в прямоугольной декартовой системе координат, t – время.

Опорной точкой назовём точку, в которой (1) или (2) равны нулю. Контур (3) является непрерывной замкнутой кривой, а (1), (2) не равны нулю при одновременном равенстве нулю x и y . Так как x и y изменяются во времени, определим кривизну (3) как

$$\frac{d^2\psi(x, y)}{dt^2} = \frac{d\psi(x, y)}{dy} * \frac{dy}{dx} * \frac{dx}{dt} * \frac{d\psi(x, y)}{dx} * \frac{dx}{dy} * \frac{dy}{dt}. \quad (4)$$

Исключив точки экстремумов, в которых $\frac{dy}{dx} = 0$ или $\frac{dx}{dy} = 0$, характеризующих $\psi_1(x, y)$ и $\psi_2(x, y)$, из (4) следует, что вторая производная, определяющая точку перегиба, равна нулю, если одна из производных $\frac{dx}{dt}$ или $\frac{dy}{dt} = 0$. А так как (3) замкнутая, то соответствующие производные равны нулю при $t \rightarrow \infty$ и при $t \rightarrow -\infty$, что соответствует росту и уменьшению координаты. Если контур находится в первом квадранте декартовой системы координат, то точки перегиба (3) существуют при изменении координаты, как от начала координат, так и к

началу координат. Можно считать, что в опорных точках происходит смена правой системы координат на левую и обратно. При этом в каждой из систем координат кривая является выпуклой и соответствует значению максимума. А так как известно начало только правой системы координат, то максимум в левой системе координат соответствует минимуму в правой. Количество опорных точек и их координаты определяются только формой контура (3) и при одинаковых формах контуров совпадают, вследствие чего опорный контур является признаком класса контуров.

Для определения опорных точек будем использовать маркер (маску) по аналогии с их использованием в методе ключевых точек [Сафонов, 2017; Титов и др., 2025; Титов и др, 2022]. В качестве маски будем использовать квадрат, разбитый лучами на несколько частей. Размещая среднюю точку квадрата в некоторой точке на контуре (3), будем определять следующую точку на контуре по совмещению с ней диагонали квадрата и переносить в эту точку центр квадрата. Направление перемещения квадрата (правой или левой) полуплоскости по направлению соответствующей оси координат из начальной точки зададим априори. Этим задаётся эквивалентность. В новой опорной точке ось квадрата, соответствующая одному из уравнений (1) или (2), направление такое же, как и в предшествующей точке. Направление диагонали из новой точки в следующую по отношению к предшествующей точке используется для фиксации точки в качестве опорной. Точка является опорной, если направление диагонали указывает на полуплоскость обратную предшествующей, что соответствует смене систем координат (правой на левую или обратно). При фиксации опорной точки осуществляет переход к другому из уравнений (1), (2) для определения опорной точки. Центр маркера (маски) помещается в опорную точку и по лучу, относительно новой оси координат выполняется поиск новой точки на контуре (3). Дальнейшее перемещение маркера вдоль контура приводит, как и ранее при использовании новой оси координат, к определению изменения системы координат с правой на левую и наоборот, но уже относительно полуплоскости, задаваемой уравнениями (1) или (2). А так как смена системы координат проведена при использовании соответствующего из уравнений (1) или (2) в первой опорной точке, то в следующей опорной точке с использованием другого из этих уравнений наша система координат не выполняется и используется ранее определённая система координат. Процесс определения опорных точек с последовательной сменой координатных осей продолжается до тех пор, пока координаты новой опорной точки не совпадут с координатами первой опорной точки. Полученные опорные точки задают многогранник, грани которого определяются расстояниями между опорными точками, а углы направления граней задаются по отношению соседних граней многоугольников. Этим обеспечивается инвариантность к аффинным преобразованиям. Цикличность следования опорных точек, вследствие замкнутости (3), обеспечивает инвариантность выбора начальной вершины многогранника.

Грани опорного контура делят контур объекта на сегменты, границы каждого из которых определяются соответствующими гранями многогранника. Упорядоченное множество сегментов образует упорядоченное множество контуров, которое позволяет распознать объект. Каждый из этого множества сегментных контуров представляется кривой

$$y^j = F_j(x^j), x^j \in (x_i, x_{i+1}), y^j \in (y_i, y_{i+1}), \quad (5)$$

где интервал (x_i, x_{i+1}) соответствует грани опорного многогранника, (y_i, y_{i+1}) – отрезок кривой (3).

При непрерывном подходе с использованием топологических численных признаков выполняется аппроксимация кривой (5), характер которой соответствует решённой задаче распознавания. Для решения задачи классификации объектов по контурам изображений достаточно аппроксимировать (5) кусочно-линейными кривыми Безье, для задания каждой из которых необходимы координаты экстремумов (5) в границах сегментов [Нигматулин, 2019]. Определение координат экстремумов в границах сегментов можно выполнить перемещением маркера в пределах соответствующего сегмента вдоль кривой (3), фиксируя координаты точек,

изменённые на 90° направления луча, соответствующего направлению диагонали квадрата в очередной точке по отношению к его направлению в его предшествующей точке.

Определив все точки экстремумов, в каждом из сегментов строится многогранник, одна грань которого является соответствующей гранью опорного многоугольника, а остальные грани определяются координатами соседних максимумов и минимумов между конечными узлами (вершинами) соответствующей грани опорного многоугольника. Выбрав способ задания многогранников сегментов таким же, как и задания опорного многогранника, приходим к общему представлению признаков контура изображения объекта топологической структуры из многогранников, описываемых упорядоченными последовательностями из пар координат опорных точек или угол-расстояние с представлением плоским графом, вершины которого соответствуют опорным точкам и при этом каждая пара опорных точек дополнительно соединяется линейным графом с числом вершин, определённых узлами максимумов и минимумов на соответствующем сегменте контура изображения.

Двухуровневое иерархическое формирование опорных и сегментных многоугольников обеспечивает на первом уровне разбиение контура на сегменты, а на втором уровне – разбиение на классы объектов в соответствии с классами контура и сегментов. На каждом уровне отнесение контура или объекта к определённому классу происходит с использованием евклидовой метрики.

Предлагаемый метод опорных контуров, включает следующую последовательность действий.

Этап 1. Формирование опорного многогранника.

1. Из исходной точки переместить маркер в заданном направлении горизонтальной плоскости в следующую точку на контуре изображения.
2. Определить по градации маркера направление очередного перемещения маркера.
3. В зависимости от направления перемещения маркера:
 - a. Если направление перемещения маркера не меняется, то переносим маркер в очередную точку на контуре, и вернуться к п. 1.
 - b. Если направление перемещения маркера меняется на противоположное, то точку контура считать опорной, считать её координаты, изменить плоскость перемещения маркера и выполнить следующий шаг.
4. Если координаты новой опорной точки не совпадают с координатами первой опорной точки, то вернуться к п. 1, иначе выполнить следующий шаг.

Этап 2. Формирование сегментных многоугольников

5. Задать на контуре первый сегмент, границы которого определяются координатами первой и второй опорных точек.
6. Поместить маркер в начальную точку сегмента и перемещением его вдоль контура к конечной точке сегмента определить и считать координаты точки экстремумов.
7. Задать опорный контур (многогранник), вершины которого соответствуют последовательности точек экстремумов, начиная от начальной точки границы сегмента до последней точки границы сегмента.
8. Если очередной сегмент превышает количество сегментов в контуре, то завершить формирование опорных контуров в сегментах, иначе вернуться к п. 7.

Заключение

Таким образом, предложенный метод представления контура изображения двухуровневыми аппроксимирующими многогранниками позволяет, по сравнению с существующими, определять топологию многогранников инвариантно к аффинным преобразованиям, значительно сократить количество вершин многогранника, задающего топологию контура на плоскости, уменьшить количество вершин у сегментных многогранников, классифицирующих объект в классе, определяемом многогранником первого

уровня, и существенно повысить быстродействие классификации с использованием евклидовой метрики за счёт естественного распараллеливания вычислений.

Список литературы

- Гонсалес Р., Вудс Р. 2005. Цифровая обработка изображений. Москва: Техносфера, 2005. 1072 с.
- Золотин К.А. 2016. Контурный анализ и его применение для распознавания объектов. *Наука XXI века*, 2: 6–9.
- Кушнир О.А. 2012. Сравнение формы бинарных растровых изображений на основе скелетизации. *Машинное обучение и анализ данных*, М.: Вычислительный центр им. А.А. Дородницына Российской Академии Наук, 1(3): 128–140.
- Местецкий Л.М. 2009. Непрерывная морфология бинарных изображений: фигуры, скелеты, циркуляры. М.: Физматлит, 288.
- Нигматулин Р.Р. 2020. Компьютерная графика. КФУ ИВМ и ИГ, Казань, URL:https://repository.kpfu.ru/?p_id=232202
- Сафонов А.С. 2017. Построение SIFT-дескрипторов и нахождение особых точек на изображениях. *Известия Тульского государственного университета. Технические науки*, вып. 2: 182–188.
- Соболев В.А., Тропкина Е.А. 2022. Нелинейные динамические системы. Самара: изд-во Самарского гос. университета, 76 с.
- Титов А.И., Корсунов Н.И., Щербинина Н.В. 2025. Разбиение контура изображения графического объекта на фрагменты в задачах классификации. *Научный результат. Информационные технологии*, 10(1): 16–23. DOI: 10.18413/2518-1092-2025-10-1-0-2.
- Титов А.И., Корсунов Н.И. 2022. Метод распознавания объектов в системах технического зрения роботов. *Экономика. Информатика*, 49(4): 782–787. DOI: 10.52575/2687-0932-2022-49-4-782-787.
- Хайкин С. 2006. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд. испр. Пер. с англ. М.: ООО «И.Д. Вильямс», 1104 с.

References

- Gonzalez R., Woods R. 2005. Digital Image Processing. Moscow: Tekhnosfera, 2005. 1072 p. (in Russian)
- Zolotin K.A. 2016. Contour Analysis and Its Application in Object Recognition. *Nauka XXI Veka*, 2: 6–9. (in Russian)
- Kushnir O.A. 2012. Shape Comparison of Binary Raster Images Based on Skeletonization. *Machine Learning and Data Analysis*, Moscow: Computing Center of the Russian Academy of Sciences, 1(3): 128–140. (in Russian)
- Mestetskiy L.M. 2009. Continuous Morphology of Binary Images: Figures, Skeletons, Circulares. Moscow: Fizmatlit. 288. (in Russian)
- Nigmatulin R.R. 2020. Computer Graphics. Kazan Federal University, Institute of Computational Mathematics and Information Technologies, Kazan (in Russian). URL:https://repository.kpfu.ru/?p_id=232202
- Safonov A.S. 2017. Construction of SIFT Descriptors and Detection of Keypoints in Images. *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki*, iss. 2: 182–188 (in Russian).
- Sobolev V.A., Tropkina E.A. 2022. Nonlinear Dynamical Systems. Samara: Samara State University Press, 76 p. (in Russian)
- Titov A.I., Korsunov N.I., Shcherbinina N.V. 2025. Contour Segmentation of Graphic Object Images in Classification Problems. *Research Result. Information Technologies*, 10(1): 16–23. DOI: 10.18413/2518-1092-2025-10-1-0-2. (in Russian)
- Titov A.I., Korsunov N.I. 2022. Object Recognition Method in Robotic Vision Systems. *Economics. Information technologies*, 49(4): 782–787. DOI: 10.52575/2687-0932-2022-49-4-782-787. (in Russian)
- Haykin S. 2006. Neural Networks: A Comprehensive Foundation, 2nd ed. Transl. from English. Moscow: Williams Publishing House, 1104 p. (in Russian)

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.



Поступила в редакцию 23.04.2025
Поступила после рецензирования 29.05.2025
Принята к публикации 04.06.2025

Received April 23, 2025
Revised May 29, 2025
Accepted June 04, 2025

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Титов Алексей Иванович, кандидат технических наук, начальник отдела информационных технологий и защиты информации, Акционерное общество «Единая транспортная компания», г. Белгород, Россия

Корсунов Николай Иванович, доктор технических наук, профессор, заслуженный деятель науки Российской Федерации, профессор кафедры математического и программного обеспечения информационных систем, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

Щербинина Наталья Владимировна, кандидат технических наук, доцент кафедры информационных и робототехнических систем, Белгородский государственный национальный исследовательский университет; системный аналитик ООО «Научно-производственное объединение «Технологии надежности»», г. Белгород, Россия

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Alexey I. Titov, Candidate of Technical Sciences, Head of the Department of Information Technology and Information Security, Joint Stock Company "United Transport Company", Belgorod, Russia

Nikolay I. Korsunov, Doctor of Technical Sciences, Professor, Honored Scientist of the Russian Federation, Professor of the Department of Mathematical and Software Support of Information Systems, Belgorod State National Research University, Belgorod, Russia

Natalya V. Shcherbinina, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Information and Robotic Systems, Belgorod State National Research University, systems analyst, Scientific and Production Association "Reliability Technologies", Belgorod, Russia