

УДК 519.688

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ОПИСАНИЯ И КЛАССИФИКАЦИИ КОНТУРОВ ДВИЖУЩИХСЯ ОБЪЕКТОВ НА ВИДЕО

Макаров Максим Александрович,

аспирант кафедры прикладной математики Института кибернетики
Томского политехнического университета,
Россия, 634050, г. Томск, пр. Ленина, д. 30. E-mail: makarovf@sibmail.com

Берестнева Ольга Григорьевна,

д-р техн. наук, профессор кафедры прикладной математики
Института кибернетики Томского политехнического университета,
Россия, 634050, г. Томск, пр. Ленина, д. 30. E-mail: ogb@sibmail.com

Андреев Сергей Юрьевич,

канд. техн. наук, заведующий лабораторией Института кибернетики
Томского политехнического университета,
Россия, 634050, г. Томск, пр. Ленина, д. 30. E-mail: serga@sibmail.com

Приведен и рассмотрен способ описания контура движущегося объекта в видеопотоке с помощью дескрипторов. Дескрипторы вычислялись с учетом того, чтобы они были одномерными, что повысило бы скорость классификации объектов, и инвариантными к параллельному переносу, повороту и масштабированию. В качестве дескрипторов были выбраны амплитудные спектры Фурье-преобразования. Затем были найдены эталонные контуры для сравнения и классификации. Эталонные контуры находились с учетом местности, времени наблюдения за объектами и других условий, характерных для данного типа территории наблюдения. Выделение эталонных контуров позволило четко выделить основные признаки того или иного класса и с помощью них начать сравнивать дескрипторы и классифицировать контуры. Выделены два способа сравнения дескрипторов: с помощью коэффициента корреляции и с помощью лямбда-расстояний. Рассмотрены способы реализации и основные достоинства данных способов сравнения. Из двух способов экспериментальным путем выбран способ сравнения с помощью лямбда-расстояний. Этот способ поспособствовал наиболее четкому и качественному разделению движущихся объектов на классы. Также были созданы пороговые условия, позволяющие более точно проводить сравнение между входными контурами и эталонами. Пороговые условия были разделены на два типа, что помогло решить реально возникшие проблемы при классификации движущихся объектов. Из имеющейся информации об описании контура и способе его сравнения с эталонами создан алгоритм классификации контуров движущихся объектов.

Ключевые слова:

Движущийся объект, контур, Фурье-преобразование, Евклидово расстояние, лямбда-расстояние, эталоны, пороговые условия.

Введение

В связи с увеличивающимся объемом видеoinформации, циркулирующим в современных системах видеонаблюдения, все более широкое распространение получают алгоритмы видеоаналитики. Эти алгоритмы позволяют автоматизировать оценку событий, происходящих в поле зрения камер видеонаблюдения. Событийный анализ опирается на поиск движущихся объектов, их сопровождение и оценку фиксируемых траекторий. Отклонение от траекторий, принимаемых за норму, рассценивается как необходимость оповещения оператора видеонаблюдения. Примером может послужить пешеходный переход. Нормой поведения пешеходов и автомобилей на проезжей части является соблюдение правил дорожного движения. При этом разрешенные траектории движения людей будут существенно отличаться от траекторий перемещения автомобилей.

В связи с этим возникает задача классификации движущихся объектов в зоне проезжей части на виды. Несмотря на то, что уже существуют методы поиска пешеходов и транспортных средств на

изображениях, актуальным остается решение задачи классификации на основе высокоуровневых данных, получаемых от видеоаналитических алгоритмов, которые обеспечивают выделение и сопровождение движущихся объектов.

В данной статье исследуются математические методы и алгоритмы анализа формы контуров подвижных объектов. Подвижные объекты разделяются на классы автомобилей и пешеходов.

Контур объекта

Для того чтобы выделить подвижные объекты на видео, используются специализированные видеоаналитические алгоритмы. Они выделяют маску движения, внешние границы которой являются контуром движущегося объекта. В связи с этим классификация подвижных объектов на основе анализа формы их контуров, является актуальной, так как опирается на данные, которые могут быть получены на более ранних этапах обработки видеоизображений [1].

Контур объекта – это замкнутая граница вокруг подвижного объекта, которую можно пред-

ставить в виде упорядоченной последовательности координатных пар:

$$E = [e_1, e_2, \dots, e_n \mid e = P];$$

$$P = [x, y],$$

где E – сам контур объекта; $e_1, e_2, \dots, e_n$ – точки, образующие контур; n – общее число точек, из которых состоит контур; P – координатная пара; x, y – координаты точек контура [2].

Приведенное выше представление контура является двумерным, то есть каждый пиксель описывается парой значений. Контур объекта можно привести к одномерному виду. Такое представление будет удобно для Фурье-преобразования и поможет наглядней представить контур. Чтобы привести контур к одномерному виду, используется массив центромассных расстояний.

Массив центромассных расстояний – одномерная дискретная упорядоченная последовательность, каждый член которой равен расстоянию от центра масс контура до точки на границе контура. Введем обозначение этой последовательности:

$$R = [r_1, r_2, \dots, r_n],$$

где R – массив центромассных расстояний; r – расстояние от центра масс до точки контура; n – общее число точек, составляющих контур.

Расстояние от центра масс до точки на границе контура может быть вычислено с помощью выражения:

$$r = \sqrt{(cx - x)^2 + (cy - y)^2},$$

где r – расстояние от центра масс до точки на границе контура; cx, cy – координаты центра масс; x, y – координаты точки на границе контура [3].

На рис. 1 приведено изображение исходного контура и графическое представление соответствующей ему последовательности центромассных расстояний.

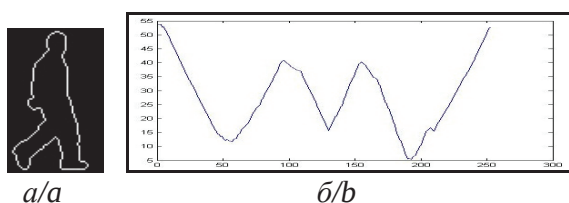


Рис. 1. а) контур изображения; б) центромассные расстояния

Fig. 1. a) image edge; b) center-of-mass distances

На оси абсцисс размещены порядковые номера последовательности точек контура, а на оси ординат – соответствующие им расстояния до центра масс.

Создание дескрипторов контуров

В теории распознавания образов активно используется понятие дескриптора, которое обозначает уникальную одномерную дискретную упорядоченную последовательность чисел, вычисляемому на основе каких либо свойств объекта. Одним

из главных требований к дескриптору является его инвариантность к изменениям свойств объекта, не связанных с его узнаваемостью. Для эффективного решения поставленной задачи дескриптор контура должен обладать свойствами инвариантности относительно:

- 1) поворота;
- 2) изменения масштаба;
- 3) параллельного переноса [4].

Последовательность центромассных расстояний не обладает инвариантностью ни к одному из приведенных выше изменений, кроме параллельного переноса, поэтому не может быть использована в качестве дескриптора. Метод вычисления дескриптора должен быть выбран с учетом приведенных свойств инвариантности, поэтому в работе использовалось преобразование Фурье, которое полностью отвечает предъявленным требованиям [5].

Обозначим дескриптор как:

$$D = [d_1, d_2, \dots, d_m],$$

где D – дескриптор; d – одно из чисел, образующих дескриптор; m – количество членов в дескрипторе.

Для контура, в состав которого входит n точек, количество Фурье-коэффициентов будет равняться $m = n/2$. Вычислим отдельно действительную и мнимую части Фурье-преобразования, а затем найдем амплитудный спектр.

Вычисление Фурье-коэффициентов начинается с коэффициентов нулевой гармоники:

$$A_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i;$$

$$B_0 = 0,$$

где A, B – действительная и мнимая части Фурье-преобразования; r – расстояние от центра масс до точки на границе контура; n – общее число точек, составляющих контур; i – счетчик.

Далее вычисляются остальные члены действительной части A , кроме последнего. В данном случае счетчик по коэффициентам $j = [1, 2, \dots, m-1]$. Члены действительной части вычисляются по следующей формуле:

$$A_j = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n r_i \cos\left(\frac{2\pi ji}{n}\right).$$

Затем вычисляется последний член действительной части A_m :

$$A_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i \cos\left(\frac{2\pi mi}{n}\right).$$

После находятся оставшиеся члены мнимой части B . В данном случае счетчик по членам мнимой части $j = [1, 2, \dots, m]$. Мнимая часть вычисляется по формуле:

$$B_j = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n r_i \sin\left(\frac{2\pi ji}{n}\right).$$

На основе коэффициентов A и B вычисляется амплитудный спектр C . Счетчик по спектру

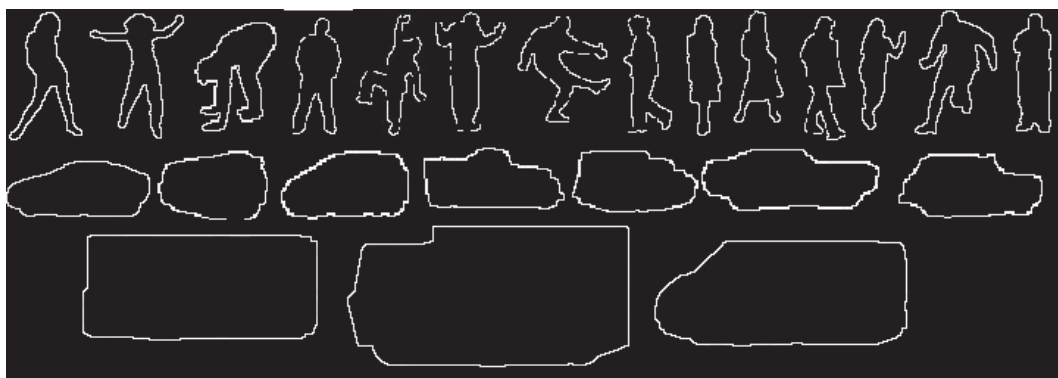


Рис. 2. Сигнатуры пешеходов и автомобилей

Fig. 2. Signatures of pedestrians and vehicles

$j=[0,1,...,m]$. Коэффициенты вычисляются по следующей формуле:

$$C_j = \sqrt{A_j^2 + B_j^2}.$$

Затем амплитудный спектр нормируется по нулевой гармонике, и формируется дескриптор контура:

$$D_{Fourier} = \left[\frac{|C_1|}{|C_0|}, \frac{|C_2|}{|C_0|}, \dots, \frac{|C_m|}{|C_0|} \right].$$

Этот дескриптор инвариантен к повороту и масштабированию. Кроме того, в зависимости от необходимой точности можно анализировать только первые несколько коэффициентов [6].

Сравнение дескрипторов

Решение задачи классификации подвижных объектов лежит в плоскости сравнения дескрипторов наблюдаемых объектов с заранее подготовленными сигнатурами – эталонами. Знание степени соответствия дескриптора классифицируемого объекта каждому из эталонов дает возможность принять решение о его принадлежности к тому или иному классу [7].

Сигнатуры-эталоны подвижных объектов должны обладать следующими свойствами:

- общее количество объектов в сигнатурах не должно препятствовать выполнению алгоритма в режиме реального времени;
- объекты из сигнатуры одного класса должны существенно различаться между собой;

- объекты из сигнатур должны отражать реальные возможные ситуации поведения и внешнего вида объектов на конкретной, снимаемой видеокамерой, местности [8].

В итоге было выделено 14 контуров в сигнатуре пешеходов и 10 контуров в сигнатуре автомобилей. Данные сигнатуры представлены на рис. 2.

Один из методов сравнения интересующего дескриптора с членами сигнатуры осуществляется с помощью коэффициента корреляции. Вычисляется коэффициент корреляции по следующей формуле:

$$k_{Corr} = \frac{\sum_{i=1}^m (D_i^1 - \bar{D}^1)(D_i^2 - \bar{D}^2)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (D_i^1 - \bar{D}^1)^2 \sum_{i=1}^m (D_i^2 - \bar{D}^2)^2}},$$

где k_{Corr} – коэффициент корреляции; D_i^1, D_i^2 – члены двух сравниваемых дескрипторов; $\bar{D}^1, \bar{D}^2$ – средние значения среди членов двух сравниваемых дескрипторов; m – общее количество членов в дескрипторе; i – счетчик.

Величина коэффициента корреляции находится в интервале $[-1;1]$. Чем больше коэффициент корреляции, тем выше сходство двух сравниваемых дескрипторных массивов [9].

Другой метод сравнения дескрипторов – использование Евклидова расстояния. Евклидово расстояние между дескрипторами может быть вычислено на основе следующего выражения:

$$E = \sqrt{\sum_{i=1}^m (D_i^1 - D_i^2)^2},$$

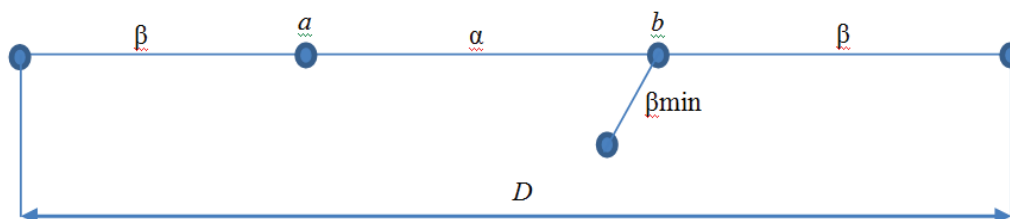


Рис. 3. Граф Евклидовых расстояний дескрипторов

Fig. 3. Graph of descriptor Euclidean distances

где E – Евклидово расстояние; D_i^1, D_i^2 – члены двух сравниваемых дескрипторов; m – общее количество членов в дескрипторе; i – счетчик [10].

Величина Евклидова расстояния находится в промежутке $[0; +\infty)$. Чем меньше Евклидово расстояние, тем выше сходство двух сравниваемых дескрипторных массивов. На основе Евклидова расстояния вычисляется лямбда-расстояние между дескрипторами.

Если определить расстояния между всеми парами точек множества A (за точку считаем дескриптор, описывающий определенный контур объекта), то можно построить полный граф, соединяющий все точки со всеми. В этом графе существует самое длинное ребро – диаметр графа, которое обозначим за D . Если выделить две любые произвольные точки a и b , то может быть найдена длина связывающего их ребра $\alpha(ab)$, а также ее нормированная величина:

$$d = \alpha / D.$$

Среди ребер, смежных ребру (ab) , может быть найдено самое короткое, длину которого обозначим за $\beta_{\min}$. Отношение длин этих смежных отрезков может быть вычислено на основе выражения:

$$\tau^* = \alpha / \beta_{\min}.$$

Чтобы сделать эту величину нормированной в диапазоне от нуля до единицы, найдем в полном графе наибольшее значение $\tau_{\max}$, тогда величина

$$\tau = \tau^* / \tau_{\max}$$

является нормированной характеристикой локальной неоднородности плотности множества в окрестностях точек a и b . Величину

$$\lambda = f(\tau, d)$$

называют лямбда-расстоянием между точками a и b . Параметр d играет более важную роль по сравнению с параметром τ , поэтому в качестве меры расстояния используется величина:

$$\lambda = \tau^2 d.$$

По аналогии с Евклидовым расстоянием или модифицированным коэффициентом корреляции выбирается наименьшее лямбда-расстояние, так как оно соответствует более схожим дескрипторам [11].

Несмотря на то, что был определен ряд методов получения мер близости пар дескрипторов, требуется определить способ, который позволит перейти к бинарному (да, нет) показателю соответствия дескрипторов [12].

Для решения этой задачи введем пороговое условие, которое можно задать выражением:

$$f(k_{\min}) = \begin{cases} 0, & \text{если } k_{\min} > thresh_1; \\ 1, & \text{если } k_{\min} \leq thresh_1, \end{cases} \quad (1)$$

где $k_{\min}$ – мера близости дескрипторов, в качестве которой выступает модифицированный коэффициент корреляции или лямбда-расстояние; $thresh_1$ – граница первого порогового условия, которая определяет строгость соответствия.

Выражение обращается в ноль, если фиксируется несоответствие пары дескрипторов, в то время как соответствие обращает его в единицу. Необходимость ввода пороговой границы обусловлена тем, что на практике не может быть получено строгое соответствие [13].

Очевидно, что допустима ситуация, когда среди всего множества эталонных дескрипторов, не найдется ни одного, обращающего выражение (1) в единицу. Это требует ввода нового класса объектов – «нераспознанный» [14].

Необходимость ввода нового вида объекта также продиктована ненулевой вероятностью соответствия классифицируемого объекта сигнатурам двух разных классов объектов [15]. Пример представлен на рис. 4.

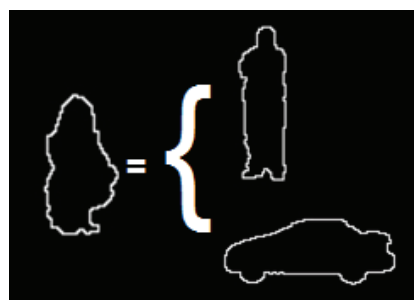


Рис. 4. Второй вид ошибок классификации

Fig. 4. The second type of misclassification

Ошибка заключается в том, что контур может одинаково походить как на автомобиль, так и на человека. Чтобы исключить ошибки подобного рода, введем второе пороговое условие:

$$f(k_{\min}^1, k_{\min}^2) = \begin{cases} 0, & \text{если } |k_{\min}^2 - k_{\min}^1| \leq thresh_2 \\ 1, & \text{если } |k_{\min}^2 - k_{\min}^1| > thresh_2 \end{cases},$$

где $k_{\min}^1$ – мера близости дескрипторов, в качестве которой выступает модифицированный коэффициент корреляции или лямбда-расстояние одного класса; $k_{\min}^2$ – мера близости дескрипторов, в качестве которой выступает модифицированный коэффициент корреляции или лямбда-расстояние другого класса; $thresh_2$ – граница второго порогового условия [16].

Второе пороговое условие сравнивает два минимальных значения модифицированных коэффициентов корреляции или лямбда-расстояний. Каждое минимальное значение отвечает за сигнатуру эталонов, принадлежащую своему классу. То есть, если $k_{\min}^1$ – это минимум среди эталонов одного класса, то $k_{\min}^2$ – минимум среди эталонов другого класса. Разность этих минимумов по модулю должна быть выше определенного порога [17].

Принадлежность классифицируемого объекта двум классам обусловлена тем, что множества дескрипторов двух сигнатур пересекаются. Такое пересечение связано с похожестями объектов разных классов в определенных ракурсах [18].

Введение пороговых условий ограничивает алгоритм от ошибок классификации. Если хотя бы одно из пороговых условий не будет выполняться, то контур следует считать неклассифицированным [19].

Остается определить более предпочтительный метод вычисления меры близости для Фурье дескрипторов на основе сравнительного анализа эффективности классификации с использованием:

- модифицированного коэффициента корреляции;
- лямбда-расстояния.

Для этого были классифицированы 542 контура с использованием каждой из исследуемых мер близости.

Контур классифицируемых изображений были скачаны из Интернета, при этом каждый из них уже заранее был отнесен к одному из двух классов:

- 340 контуров пешеходов;
- 202 контура автомобилей.

Результаты автоматической классификации были сопоставлены с данными априорной классификации, на основе чего были получены количественные характеристики эффективности использования каждого из метода сравнения [20].

Опытным путем были определены пороговые условия для способов сравнения. Пороговые условия представлены в табл. 1.

Таблица 1. Пороговые условия для способов сравнения дескрипторов

Table 1. Threshold conditions for descriptors comparison techniques

Способ сравнения Comparison technique	$tresh_1$	$tresh_2$
Модифицированный коэффициент корреляции Modified correlation ratio	0,015	0,025
Лямбда-расстояние Lambda-distance	0,010	0,010

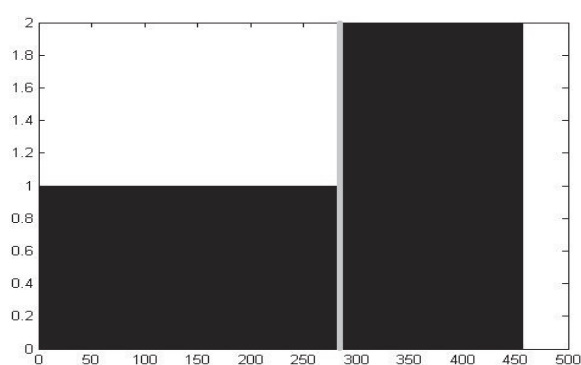


Рис. 5. Пример идеальной классификации

Fig. 5. Ideal classification

На диаграммах ниже показаны результаты классификации с помощью модифицированного коэффициента корреляции и лямбда-расстояния. До серой вертикальной черты на диаграммах оцениваются контуры пешеходов, после серой черты – контуры автомобилей. Самая первая диаграмма (рис. 5) показывает результат идеальной класси-

фикации – до серой черты все значения равны 1, после серой черты – 2. Следующие две диаграммы показывают результат классификации с помощью модифицированного коэффициента корреляции (рис. 6) и лямбда-расстояния (рис. 7).

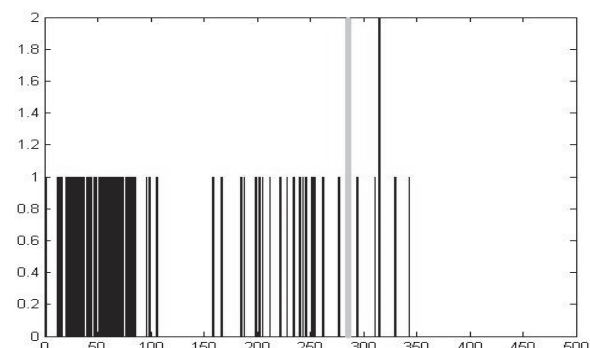


Рис. 6. Классификация с помощью модифицированного коэффициента корреляции

Fig. 6. Classification by the modified correlation ratio

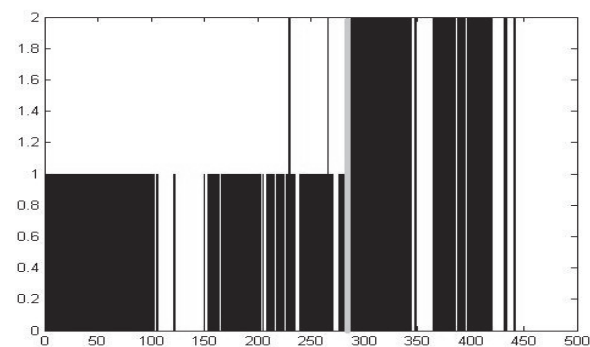


Рис. 7. Классификация с помощью лямбда-расстояния

Fig. 7. Classification by lambda-distance

Из диаграмм видно, что классификация с помощью лямбда-расстояний более похожа на идеальную классификацию. В табл. 2 приведены сравнительные результаты классификаций.

Таблица 2. Результаты классификации с помощью модифицированного коэффициента корреляции и лямбда-расстояния

Table 2. Results of classification by the modified correlation ratio and lambda-distance

Методы сравнения Comparison techniques		Пешеходы Pedestrians	Автомобили Vehicles	Все Both
%				
Модифицированный коэффициент корреляции Modified correlation ratio	правильно right	24,65	1,16	15,79
	ошибочно wrong	0	2,33	0,88
	нераспознано undetected	73,35	96,51	83,33
Лямбда-расстояние Lambda-distance	правильно right	67,25	58,14	63,82
	ошибочно wrong	0,70	0	0,44
	нераспознано undetected	32,04	41,86	35,75

Из таблицы видно, что число всех правильно классифицированных контуров с помощью модифицированного коэффициента корреляции составляет 15,79 %, а с помощью лямбда расстояния – 63,82 %. Метод сравнения с помощью лямбда-расстояния дал меньший в сравнении с модифицированным коэффициентом корреляции результат ошибочно классифицированных и нераспознанных контуров.

Результаты, представленные в табл. 2, говорят о том, что классификация лямбда-расстояний значительно лучше, чем классификация по коэффициенту корреляции. На рис. 8 и 9 приведены контуры неправильно распознанных объектов.



Рис. 8. Неправильно распознанные контуры методом модифицированного коэффициента корреляции

Fig. 8. The contours wrongly recognized by the modified correlation ratio technique

Неправильное распознавание двух контуров людей с помощью лямбда-расстояния объясняется тем, что если эти контуры повернуть на 90 градусов, то они действительно будут напоминать автомобили.



Рис. 9. Неправильно распознанные контуры методом лямбда-расстояния

Fig. 9. The contours wrongly recognized by the lambda-distance technique

Из результатов стало очевидно, что для классификации контуров необходимо в качестве метрики использовать лямбда-расстояние.

Вывод

Таким образом, классификация подвижных объектов на основе их контуров позволяет определять класс объекта в режиме реального времени. Были созданы дескрипторы контуров с помощью амплитудного спектра Фурье. Проведены операции сравнения дескрипторов с помощью модифицированного коэффициента корреляции и лямбда-расстояния. А также был представлен метод выделения пороговых условий. В ходе эксперимента было решено использовать в качестве меры сравнения дескрипторов лямбда-расстояние.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Фурман Я.А. Введение в контурный анализ. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 561 с.
2. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
3. Митропольский Н.Н. Агломеративная сегментация и поиск однородных объектов на растровых изображениях. – М.: МГТУ, 2010. – 137 с.
4. Лукьяница А.А., Шишкин А.Г. Цифровая обработка видеоизображений. – М.: Ай-Эс-Эс Пресс, 2009. – 518 с.
5. Загоруйко Н.Г. Прикладные методы анализа данных и знаний. – Новосибирск: ИМ СО РАН, 1999. – 270 с.
6. Foley J.D., Van Dam A. Computer Graphics: Principles and Practice. – Massachusetts: Addison-Wesley publishing company, 1990. – 1247 p.
7. Hartley R. Multiple View Geometry in Computer Vision. – New York: Cambridge University press, 2003. – 672 p.
8. Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения. – М.: Физматкнига, 2010. – 672 с.
9. Forsyth D.A., Ponce J. Computer Vision. – New York: Upper Saddle River, 2004. – 465 p.
10. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов. – СПб.: Питер, 2002. – 608 с.
11. Фисенко В.Т. Компьютерная обработка и распознавание изображений. – СПб.: ИТМО, 2008. – 195 с.
12. Shapiro L.G. Computer vision. – New Jersey: Upper Saddle River, 2006. – 762 p.
13. Яне Б. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2007. – 585 с.
14. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. – Washington: Microsoft Research, 2010. – 812 p.
15. Gallier J. Notes on Elementary Spectral Graph Theory. – New York: Upper Saddle River, 2004. – 76 p.
16. Prasad D.K. Object Detection in Real Images. – New York: Upper Saddle River, 2013. – 123 p.
17. Bhatti A. Current Advancements in Stereo Vision. – New York: Upper Saddle River, 2012. – 224 p.
18. Соффер В.А. Методы компьютерной обработки изображений. – М.: Физматлит, 2003. – 784 с.
19. Bradski G. Learning OpenCV. – Sebastopol: O'Reilly Media, 2008. – 571 p.
20. Davies E.R. Computer and machine vision: Theory, Algorithms, Practicalities, 4th ed. – London: Elsevier, 2012. – 521 p.

Поступила 11.03.2014 г.

UDC 519.688

SOLVING THE PROBLEM OF MOVING OBJECTS CONTOUR CLASSIFICATION AND RECOGNITION ON VIDEO FRAME

Maksim A. Makarov,

Tomsk Polytechnic University, 30, Lenin Avenue,
Tomsk, 634050, Russia. E-mail: makarovf@sibmail.com

Olga G. Berestneva,

Dr. Sc., Tomsk Polytechnic University, 30, Lenin Avenue,
Tomsk, 634050, Russia. E-mail: ogb@sibmail.com

Sergey Yu. Andreev,

Cand. Sc., Tomsk Polytechnic University, 30, Lenin Avenue,
Tomsk, 634050, Russia. E-mail: serga@sibmail.com

The paper considers the method for describing the contour of a moving object using descriptors. They were calculated taking into account the fact that they were one-dimensional, which would increase object classification speed, and invariant to parallel transport, rotation and scaling. The amplitude spectra of the Fourier transform were chosen as descriptors. Then the etalon contours for comparison and classification were determined. The etalon contours are based on the terrain, the observation time for the objects and other conditions which are typical for this type of site supervision. Selection of the etalon contours allowed clarifying the essential features of a particular class and starting to compare descriptions and to classify contours with their help. The authors have defined two ways of descriptor comparison: by a correlation coefficient and by lambda-distances and considered the methods of implementation and compared the main advantages of the methods. The method of comparison using lambda-distances was selected experimentally. The method has contributed to the most clear and qualitative separation of moving objects into classes. Then the threshold conditions were developed. They allow comparing more accurately the input contours and etalons. The conditions were divided into two types. This helped to solve real problems in moving objects classification. Using the information on contour description and the way of its comparison the authors developed the algorithm of classifying contours of moving objects.

Key words:

Moving object, contour, Fourier transform, Euclidean distance, lambda-distance, etalons, threshold conditions.

REFERENCES

1. Furman Ya.A. *Vvedenie v konturny analiz* [Introduction into contour analysis]. Moscow, FIZMATLIT Publ., 2003. 561 p.
2. Gonsales R., Vuds R. *Tsifrovaya obrabotka izobrazheniy* [Digital image processing]. Moscow, Tekhnosfera Publ., 2005. 1072 p.
3. Mitropolsky N.N. *Aglomerativnaya segmentatsiya i poisk odnorodnykh obektov na rastrovyykh izobrazheniyakh* [Agglomerative segmentation and search for similar objects on raster images]. Moscow, MGTU Press, 2010. 137 p.
4. Lukyanitsa A.A., Shishikin A.G. *Tsifrovaya obrabotka videoizobrazheniy* [Digital image processing]. Moscow, I-S-S Press, 2009. 518 p.
5. Zagoruyko N.G. *Prikladnye metody analiza dannykh i znany* [Applied methods of data analysis and knowledge]. Novosibirsk, IM SO RAN Press, 1999. 270 p.
6. Foley J.D., Van Dam A. *Computer Graphics: Principles and Practice*. Massachusetts, Addison-Wesley publishing company, 1990. 1247 p.
7. Hartley R. *Multiple View Geometry in Computer Vision*. New York, Cambridge University press, 2003. 672 p.
8. Vizilter Yu.V., Zheltov S.Yu. *Obrabotka i analiz izobrazheniy v zadachakh mashinnogo zreniya* [Image processing and analysis problems in computer vision]. Moscow, Fizmatkniga, 2010. – 672 s.
9. Forsyth D.A., Ponce J. *Computer Vision*. New York, Upper Saddle River, 2004. 465 p.
10. Sergienko B. *Tsifrovaya obrabotka signalov* [Digital signal processing]. St. Petersburg, Piter Publ., 2002. 608 p.
11. Fisenko V.T. *Kompyuternaya obrabotka i raspoznavanie izobrazheniy* [Computer image processing and recognition]. St. Petersburg, IMTO Publ., 2008. 195 p.
12. Shapiro L.G. *Computer vision*. New Jersey, Upper Saddle River, 2006. 762 p.
13. Yane B. *Tsifrovaya obrabotka izobrazheniy* [Digital image processing]. Moscow, Tekhnosfera Publ., 2007. 585 p.
14. Szeliski R. *Computer Vision: Algorithms and Applications*. Washington, Microsoft Research, 2010. 812 p.
15. Gallier J. *Notes on Elementary Spectral Graph Theory*. New York, Upper Saddle River, 2004. 76 p.
16. Prasad D.K. *Object Detection in Real Images*. New York, Upper Saddle River, 2013. 123 p.
17. Bhatti A. *Current Advancements in Stereo Vision*. New York, Upper Saddle River, 2012. 224 p.
18. Soyfer V.A. *Metody kompyuternoy obrabotki izobrazheniy* [Methods of computer image processing]. Moscow, Fizmatlit Publ., 2003. 784 p.
19. Bradski G. *Learning OpenCV*. Sebastopol: O'Reilly Media, 2008. 571 p.
20. Davies E.R. *Computer and machine vision: Theory, Algorithms, Practicalities*, 4th ed. London, Elsevier, 2012. 521 p.

Received: 11 March 2014.