

РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК
СИБИРСКОЕ ОТДЕЛЕНИЕ
А В Т О М Е Т Р И Я

2004, том 40, № 3

УДК 621.391

И. С. Грузман, В. Г. Никитин

(Новосибирск)

**АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ,
УСТОЙЧИВЫЕ К ГЕОМЕТРИЧЕСКИМ ИСКАЖЕНИЯМ:
СДВИГУ, МАСШТАБУ, ПОВОРОТУ**

Для решения задачи распознавания объектов при геометрических искажениях предложено использовать центры тяжести отрезков контурных линий, попавших в сектор при радиально-круговой развертке объектов. Полнос развертки совмещается с центрами тяжести каждого из распознаваемых объектов. Такой способ развертки обеспечивает независимость размера вектора признаков от масштабных искажений и помехоустойчивость алгоритмов распознавания. На основе данного вектора признаков получены алгоритм совместного распознавания и оценивания параметров геометрических искажений и корреляционный алгоритм распознавания, обладающие высокой чувствительностью и помехоустойчивостью.

Введение. Одним из приоритетных направлений развития систем технического зрения является полная автоматизация процессов распознавания объектов на изображениях. Решение данной задачи осложняется различиями реальных и эталонных изображений. Эти различия часто обусловлены геометрическими и яркостными искажениями, которые возникают, например, при получении изображений объектов с помощью различных датчиков, при разных углах сканирования и т. д. Наиболее стабильными признаками объектов при яркостных искажениях являются контурные линии [1, 2]. Для решения задачи распознавания при геометрических искажениях выделяются признаки объектов и их контурных линий, устойчивые к этим искажениям. Важнейшими из геометрических преобразований являются сдвиги, изменения масштаба и повороты изображений объектов [2–4]. Известные методы выделения признаков, например, на основе методов стохастической геометрии, инвариантных моментов, дескрипторов Фурье имеют ряд существенных недостатков [3–6]. В частности, их эффективность резко ухудшается при большом уровне ошибок алгоритмов обнаружения контурных линий или сегментации. Кроме того, они обладают слабой чувствительностью, т. е. слабой способностью различать похожие по форме объекты.

Целью работы является построение помехоустойчивых алгоритмов распознавания объектов по контурным линиям при геометрических искажениях их формы.

Формирование признаков. Пусть в результате первичной обработки наблюдаемого полутонового изображения (например, сегментации) получены контурные линии отдельных объектов $Q_i, i=1, I$, где I – число обнаруженных объектов (областей). Эталонное изображение S связано с одним из объектов на сегментированном изображении группой геометрических преобразований: плоскопараллельным сдвигом, масштабом и поворотом. Необходимо установить, какой именно из объектов $Q_i, i=1, I$, соответствует эталонному изображению S . Наличие одного эталонного изображения не является существенным ограничением, так как решение данной задачи легко может быть обобщено на произвольное число эталонов [4].

Для получения признаков, устойчивых к плоскопараллельному сдвигу, используем радиально-круговые развертки контурных линий объектов и эталона, полюсы которых совмещаются с центрами тяжести (ЦТ) каждого из обнаруженных объектов $Q_i, i=1, I$, и эталона S [3, 4]. В общем случае длины контурных линий объектов не равны длине контурной линии эталона, что значительно усложняет процедуру распознавания. Поэтому будем производить сканирование контурных линий сектором, центральный угол которого равен α (рис. 1). Для всех контурных точек, попавших в сектор, находящийся в k -м положении, вычисляются координаты ЦТ $C'_k = (X'_k, Y'_k)$ (далее частный ЦТ) относительно координат ЦТ всего объекта Q_i . Затем сектор поворачивается на угол δ , и для нового положения сектора снова вычисляются координаты частного ЦТ $C'_{k+1} = (X'_{k+1}, Y'_{k+1})$ контурных точек, попавших в этот сектор, и т. д. Таким образом, в результате полного оборота сектора получаем описание обнаруженных объектов $C'_k = (X'_k, Y'_k), k=1, K, i=1, I$, где $K = 2\pi/\delta$ – число возможных положений сектора. Аналогичным образом определяются $C^S_k = (X^S_k, Y^S_k), k=1, K$, для эталона S . Такой метод характеризуется следующими особенностями: во-первых, независимо от размеров объектов и эталона получаем векторы относительных координат частных ЦТ $C'_k, k=1, K, i=1, I$, и $C^S_k, k=1, K$, одинакового размера K ; во-вторых, при радиально-круговой развертке $C'_k, k=1, K, i=1, I$, и $C^S_k, k=1, K$, являются, по сути, периодическими дискретными последовательностями с периодом, равным K ; в-третьих, масштабные искажения наблюдаемого изображения приводят к пропорциональному увеличению или уменьшению всех абсолютных значений координат частных ЦТ $C'_k, k=1, K, i=1, I$, по сравнению с соответствующими координатами частных ЦТ $C^S_k, k=1, K$, эталона S . Кроме того, частные ЦТ являются интегральными характеристиками, что обеспечивает алгоритмы распознавания устойчивостью к погрешностям описания контура.

Признаки $C'_k, k=1, K, i=1, I$, и $C^S_k, k=1, K$, далее будут использоваться для принятия решения: какой из объектов $Q_i, i=1, I$, соответствует эталону S .

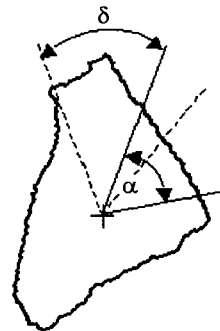


Рис. 1

Алгоритм совместного распознавания объектов и оценивания параметров их геометрических искажений. Пусть эталону S соответствует объект Q_j . ЦТ каждого из обнаруженных объектов совмещены с началом системы координат (x', y') , а ЦТ эталонного изображения S совмещен с началом системы координат (x, y) . Тогда координаты частных ЦТ C_k^S , $k = \overline{1, K}$, эталонного изображения S связаны с координатами частных ЦТ C_k^i , $k = \overline{1, K}$, объекта Q_j группой геометрических преобразований [2]:

$$x' = \mu(x \cos \varphi - y \sin \varphi) + \gamma, \quad (1)$$

$$y' = \mu(x \sin \varphi + y \cos \varphi) + \nu,$$

где μ – параметр масштаба; φ – угол поворота; γ и ν – параметры плоскопараллельного сдвига. Следует отметить, что в общем случае совмещение полюсов радиально-круговых разверток с ЦТ объектов и эталона не обеспечивает в (1) параметрам плоскопараллельного сдвига γ и ν равенство нулю, так как на практике всегда присутствуют ошибки вычисления координат ЦТ объектов, обусловленные, в свою очередь, ошибками обнаружения контурных линий. Для нахождения оценок параметров геометрических преобразований μ , φ , γ , ν в (1) и определения номера объекта i , соответствующего эталону S , используем метод наименьших квадратов (МНК) [7]. В соответствии с этим методом в качестве оценок параметров и номера объекта выбирают значения μ^* , φ^* , γ^* , ν^* и i^* , минимизирующие сумму квадратов отклонений

$$\begin{aligned} \varepsilon_{i,n}^2 = \sum_{k=1}^K ((X_k^S - \mu(X_{k+n}^i \cos \varphi - Y_{k+n}^i \sin \varphi) - \gamma)^2 + \\ + (Y_k^S - \mu(X_{k+n}^i \sin \varphi + Y_{k+n}^i \cos \varphi) - \nu)^2) = \min_{i,n,\mu,\varphi,\gamma,\nu} \end{aligned} \quad (2)$$

Из-за наличия разворота распознаваемого объекта относительно эталона S на неизвестный угол φ мы не знаем, какой сектор объекта соответствует сектору эталона. Как было отмечено выше, при радиально-круговой развертке $C_k^i = (X_k^i, Y_k^i)$, $k = \overline{1, K}$, $i = \overline{1, I}$, и $C_k^S = (X_k^S, Y_k^S)$, $k = \overline{1, K}$, являются периодическими дискретными последовательностями, поэтому минимизация суммы квадратов отклонений $\varepsilon_{i,n}^2$ осуществляется как по номеру объекта i , так и по величине смещения $n = \overline{1, K}$, которое при радиально-круговой развертке соответствует повороту объекта относительно эталона. В этом случае при определенном значении n номера секторов j -го объекта и эталона S совпадут.

Из необходимых условий минимума (2):

$$\frac{\partial \varepsilon_{i,n}^2}{\partial \mu} = 0; \quad \frac{\partial \varepsilon_{i,n}^2}{\partial \varphi} = 0; \quad \frac{\partial \varepsilon_{i,n}^2}{\partial \gamma} = 0; \quad \frac{\partial \varepsilon_{i,n}^2}{\partial \nu} = 0$$

при фиксированных значениях i и n получим, что МНК-оценки параметров геометрических преобразований имеют вид [8]:

$$\varphi^* = \arctg \frac{R(Y^S X_n^i) - R(X^S Y_n^i)}{R(X^S X_n^i) + R(Y^S Y_n^i)}, \quad (3)$$

$$\mu^* = \frac{(R(X^S X_n^i) + R(Y^S Y_n^i)) \cos \varphi^* + (R(Y^S X_n^i) - R(X^S Y_n^i)) \sin \varphi^*}{D(X^i) + D(Y^i)}, \quad (4)$$

$$\gamma^* = M(X^S) - \mu^* (M(X^i) \cos \varphi^* - M(Y^i) \sin \varphi^*), \quad (5)$$

$$\nu^* = M(Y^S) - \mu^* (M(X^i) \sin \varphi^* + M(Y^i) \cos \varphi^*), \quad (6)$$

где $M(\cdot)$, $D(\cdot)$ и $R(\cdot)$ – выборочные средние, дисперсии и ковариационные моменты соответствующих координат частных ЦТ $C_k^i = (X_k^i, Y_k^i)$, $k = \overline{1, K}$, $i = \overline{1, I}$, и $C_k^S = (X_k^S, Y_k^S)$, $k = \overline{1, K}$, например,

$$\begin{aligned} R(Y^S X_n^i) &= \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K Y_k^S X_{k+n}^i - M(Y^S) M(X^i) = \\ &= \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K Y_k^S X_{k+n}^i - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K Y_k^S \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K X_k^i. \end{aligned} \quad (7)$$

Минимизация (2) по номеру объекта i и по величине смещения n осуществляется методом перебора одновременно с оценкой параметров геометрических преобразований. Для всех возможных значений i и n вычисляются оценки (3)–(6). Затем в (2) подставляются значения полученных оценок параметров геометрических преобразований и вычисляются суммы квадратов отклонений $\epsilon_{i,n}^2$. Те значения i и n , для которых $\epsilon_{i,n}^2$ окажется минимальной,

принимаются в качестве истинных, т. е. принимается решение, что объект под номером i соответствует эталону S . В качестве оценок параметров геометрических искажений объекта относительно эталона принимаются оценки, рассчитанные для данной комбинации i и n .

Корреляционный алгоритм распознавания объектов. Недостатком предложенного алгоритма совместного распознавания и оценивания является то, что оценки параметров геометрических искажений (3)–(6) необходимо вычислять $K \times I$ раз. Чтобы сократить время, затрачиваемое на выполнение процедуры распознавания объектов, перейдем от координат частных ЦТ $C_k^i = (X_k^i, Y_k^i)$, $k = \overline{1, K}$, $i = \overline{1, I}$, и $C_k^S = (X_k^S, Y_k^S)$, $k = \overline{1, K}$, к расстояниям от ЦТ объектов и эталона до частных ЦТ:

$$\rho_k^i = \sqrt{(X_k^i)^2 + (Y_k^i)^2}, \quad \rho_k^S = \sqrt{(X_k^S)^2 + (Y_k^S)^2}, \quad k = \overline{1, K}, \quad i = \overline{1, I}, \quad (8)$$

которые являются периодическими дискретными последовательностями так же, как и векторы частных ЦТ. Для распознавания объектов используем критерий максимума нормированной взаимной корреляционной функции

$$B_{i,n} = \frac{\sum_{k=1}^K \rho_k^S \rho_{k+n}^S}{\sqrt{\sum_{k=1}^K (\rho_k^S)^2 \sum_{k=1}^K (\rho_k^i)^2}} = \max_{i,n} \quad (9)$$

Те значения i и n , для которых $B_{i,n}$ окажется максимальной, принимаются в качестве истинных, т. е. принимается решение, что объект под номером i соответствует эталону S . Максимизация (9) по номеру объекта i и по величине смещения n так же, как и в алгоритме совместного распознавания и оценивания, осуществляется методом перебора.

Очевидно, что эффективность корреляционного алгоритма будет ниже, чем алгоритма совместного оценивания и распознавания, так как решающая статистика (9) не учитывает того, что радиусы-векторы (8) могут поворачиваться случайным образом из-за ошибок обнаружения контурных линий. Кроме того, нормировка взаимной корреляционной функции обеспечивает инвариантность решающей статистики (9) только к масштабным искажениям. Совмещение полюсов радиально-круговых разверток с ЦТ объектов и эталона, а также определение максимума по параметру n обеспечивают корреляционный алгоритм распознавания лишь устойчивостью соответственно к плоскопараллельному сдвигу и повороту объекта относительно эталонного изображения (под устойчивостью здесь понимается «слабая» зависимость вероятности правильного распознавания объекта от этих параметров). По сути, в корреляционном алгоритме угол поворота определяется с точностью до величины шага поворота сектора δ . Очевидно, чем больше размеры объектов и меньше шаг поворота сектора δ , тем меньше влияют параметры сдвига и поворота на эффективность корреляционного алгоритма распознавания. Однако уменьшение δ приводит к увеличению объема вычислений.

Следует отметить, что скорость обработки данных в обоих алгоритмах может быть увеличена за счет использования быстрого преобразования Фурье при вычислении корреляционных функций в (7) и (9).

Экспериментальные исследования алгоритмов. Для оценки помехоустойчивости и чувствительности предложенных алгоритмов было проведено три эксперимента методом моделирования на ЭВМ: Задача первого эксперимента состояла в распознавании эталонного объекта (см. рис. 1) на изображении

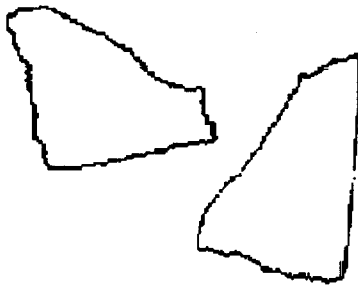


Рис. 2

двух похожих объектов, показанных на рис. 2. Задача второго эксперимента – распознавание эталонного объекта на изображении двух существенно отличающихся друг от друга по форме объектов 1 и 2, приведенных на рис. 3. Третий эксперимент заключался в распознавании эталонного объекта на изображении всех четырех объектов (рис. 3). Для оценки помехоустойчивости алгоритмов контурные линии распознаваемых объектов искажались аддитивным гауссовым марков-

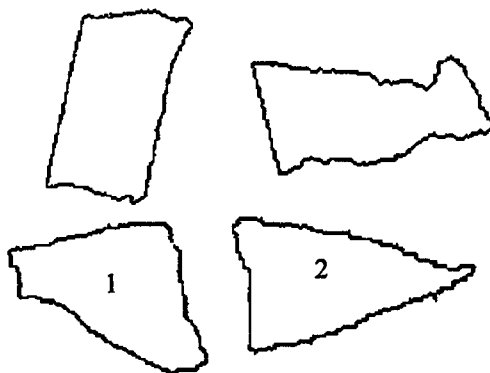


Рис. 3

ским шумом второго порядка с интервалом корреляции, равным 10 эл. На рис. 4 приведены зависимости вероятности правильного распознавания эталонного объекта от отношения сигнал/шум $q = r/\sigma$ для трех экспериментов (кривые 1–3 соответственно) при $\alpha = 30^\circ$ и $\delta = 10^\circ$. Здесь σ – среднеквадратическое отклонение шума; r – радиус окружности, площадь которой равна усредненной площади объектов на рис. 2 и 3. Сплошные линии соответствуют алгоритму совместного распознавания и оценивания, а штриховые – корреляционному алгоритму. Каждый из экспериментов повторялся 1000 раз для независимых выборок шума.

Согласно результатам моделирования алгоритм совместного распознавания и оценивания обладает большей помехоустойчивостью, однако по сравнению с корреляционным алгоритмом, требующим значительно меньше вычислительных ресурсов, выигрывает в отношении сигнал/шум не превышает 8% при $P = 0,95$. Оба алгоритма обладают высокой чувствительностью, т. е. обеспечивают достаточно похожие по форме объекты ($P > 0,97$ при $q > 9$) высокой вероятностью правильного распознавания. Следует подчеркнуть, что при $q = 9$ контурные линии объектов искажаются довольно сильно, так как гауссов шум добавляется к каждой из двух пространственных координат точек контурной линии. Поэтому величина искажений контурной линии может составлять 47% от величины радиуса r .

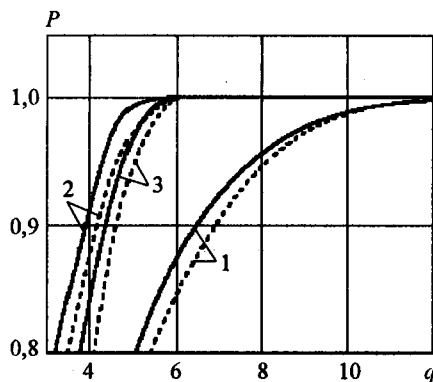


Рис. 4

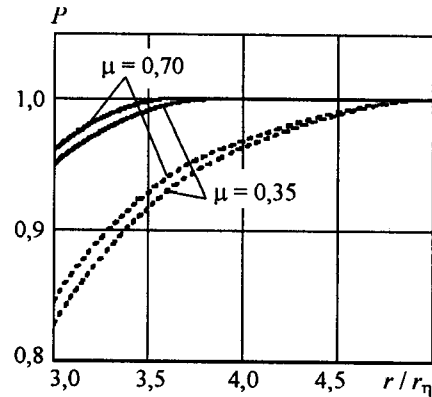


Рис. 5

Кроме того, экспериментальные исследования показали, что вероятность правильного распознавания практически не зависит от параметров геометрических искажений. Для данных объектов изменения центрального угла сектора в пределах $10 < \alpha < 40^\circ$ и шага поворота сектора в пределах $0 < \delta < 15^\circ$ не приводят к существенным изменениям вероятности правильного распознавания.

Очевидно, что устойчивость признаков к геометрическим искажениям будет зависеть от положения полюса развертки, который предложено совмещать с ЦТ каждого из распознаваемых объектов. Чтобы определить требования к точности оценки координат ЦТ, был проведен следующий эксперимент. Каждый из двух существенно отличающихся друг от друга по форме объектов 1 и 2 (см. рис. 3) подвергался геометрическим искажениям. Затем к координатам их ЦТ добавлялся шум, равномерно распределенный на круге радиуса r_η . Контурные линии в этом случае аддитивным шумом не искажались. На рис. 5 приведены зависимости вероятности правильного распознавания эталонного объекта от отношения r/r_η при $\mu = 0,70$ и $\mu = 0,35$. Из приведенных зависимостей следует, что заметное снижение вероятности правильного распознавания объектов имеет место при достаточно высоких уровнях ошибки определения координат ЦТ, например, $P < 0,98$ при $r/r_\eta < 4,5$ для корреляционного алгоритма и $r/r_\eta < 3,5$ для алгоритма совместного распознавания и оценивания. Незначительное уменьшение вероятности правильного распознавания при уменьшении размеров распознаваемых объектов объясняется возрастающим влиянием дискретности решетки, на которой они заданы.

Заключение. Алгоритмы распознавания, использующие координаты частных центров тяжести контурных линий, полученных при радиально-круговой развертке, обладают высокой помехоустойчивостью, чувствительностью и устойчивостью к геометрическим искажениям. С помощью предложенного алгоритма совместного оценивания и распознавания кроме решения задач распознавания можно решать задачи привязки изображений, используя для этой цели результаты оценивания параметров геометрических преобразований. Для экономичного в вычислительном плане корреляционного алгоритма распознавания потери в отношении сигнал/шум не превышают 8–10 % по сравнению с алгоритмом совместного распознавания и оценивания.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: Пер. с англ. М.: Мир, 1982. Кн. 2.
2. Баклицкий В. К., Бочкарев М. А., Мусьяков М. П. Методы фильтрации сигналов в корреляционно-экстремальных системах навигации /Под ред. В. К. Баклицкого. М.: Радио и связь, 1986.
3. Анисимов Б. В., Курганов Д. В., Злобин В. К. Распознавание и цифровая обработка изображений. М.: Высш. шк., 1983.
4. Путятин Е. П., Аверин С. И. Обработка изображений в робототехнике. М.: Машиностроение, 1990.
5. Кадыров А. А., Федотов Н. Г. Новые признаки изображений, инвариантные относительно группы движений и аффинных преобразований //Автометрия. 1997. № 4. С. 65.
6. Корнилов В. Ю. Простое инвариантное описание изображения // Автометрия. 2000. № 1. С. 104.
7. Пугачев В. С. Теория вероятностей и математическая статистика. М: Наука, 1979.
8. Борукаев Т. Б., Грузман И. С. Совмещение изображений при наличии масштабных искажений и разворота // Тез. докл. междунар. конф. «Обработка изображений и дистанционные исследования». Новосибирск: ВЦ СО АН СССР, 1990. С. 40.

*Новосибирский государственный
технический университет,
E-mail: guzman@ktor.ref.nstu.ru*

*Поступила в редакцию
15 января 2004 г.*