

УДК 004.932.4

Алгоритм распознавания объектов на основе кластеризации векторов в пространстве коэффициентов аффинных преобразований

© 2017 г. **М. А. Пантюхин, адъюнкт; Е. А. Самойлин, доктор техн. наук**

Военно-воздушная академия им. проф. Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина, Воронеж

E-mail: ol-max@mail.ru, es977@mail.ru

Поступила в редакцию 11.08.2016

Предложен алгоритм распознавания объектов, основанный на кластеризации векторов в пространстве коэффициентов аффинных преобразований, получаемых в результате формирования гипотез о соответствии аппроксимированных линейными сегментами участков контуров эталона и входного изображения. Результаты численных исследований с использованием коллекции изображений Нью-Йоркского университета показывают более высокую эффективность предложенного алгоритма по сравнению с алгоритмом на основе инвариантных моментов и алгоритмом инвариантного к масштабу сопоставления особых точек.

Ключевые слова: распознавание образов, эталоны, контурный анализ, аффинные преобразования, кластеризация.

Коды OCIS: 150.1135, 330.5000

ВВЕДЕНИЕ

Одной из проблем распознавания объектов на изображениях является проблема построения информативного признакового описания наблюдаемых объектов при их сопоставлении с эталонами. При этом требуется, чтобы система распознавания обладала свойством инвариантности к основным группам преобразований: сдвигу, повороту, масштабу [1]. Такая инвариантность может быть достигнута либо выбором специальной системы признаков [2], либо использованием обучающихся процедур [3, 4]. Однако такие хорошо зарекомендовавшие себя алгоритмы оказываются часто малоэффективными в сложных условиях наблюдения [5], к которым относятся потеря части информации об объекте, перекрытие объектов, наличие помех на изображениях. К тому же появление новых объектов в обучающей выборке в большинстве случаев приводит к необходимости полной реконфигурации системы и ее параметров. Вероятностные подходы [6] требуют наличия априорных данных о структуре и параметрах распределений плотностей вероятностей распознаваемых образов.

Переход от представления изображения в виде матрицы яркостей к его контурному составу также позволяет строить системы инвариантных признаков на основе формы объектов. При этом снижает-

ся размерность задачи и, следовательно, вычислительная сложность, что позволяет их использовать в системах технического зрения мобильных платформ [7, 8]. Как правило, при контурном анализе изображений рассматривают моменты различного порядка [2, 9], фурье-дескрипторы [10] и некоторые другие признаки [11–13]. Однако их недостатком так же является малая эффективность при обработке входных изображений в сложных условиях наблюдения.

Целью работы является разработка алгоритма распознавания объектов по их контурным признакам на изображениях, полученных в сложных условиях наблюдения.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ

Входное изображение (ВИ) рассматривается в виде матрицы пикселей Λ . Имеется набор эталонных изображений. Каждый эталон определяет отдельный класс объектов, с которыми необходимо сопоставить объекты на Λ .

Требуется разработать алгоритм распознавания объектов на изображении Λ по имеющимся эталонам в условиях аффинных трансформаций объектов, их перекрытия, потери части информации об объекте, разрывов и деформации контура.

СУЩНОСТЬ ПРЕДЛАГАЕМОГО АЛГОРИТМА РАСПОЗНАВАНИЯ

Входное изображение Λ и эталоны необходимо привести к контурному виду.

Формирование контурного препарата

Формирование контурного препарата (КП) осуществляется методом Канни с предложенным в работе [14] правилом выбора его пороговых параметров. Правило [14] заключается в построении гистограммы амплитуды градиента ВИ, аппроксимации ее убывающего участка функцией квазигауссова вида $f(t) = A \exp[-(t - \mu)^2 / (2\sigma^2)]$, где A , μ , σ — параметры аппроксимирующей функции с последующим расчетом верхнего порога метода Канни на основе производных 1-го и 2-го порядков аппроксимирующей функции. В качестве верхнего порога метода Канни в работе [14] обосновано использовать значение $T_2 = \max\{\arg[f'(t) - f''(t)] \geq \varepsilon\}$, $\varepsilon = 0,01$.

На рис. 1 в качестве примера приведено пораженное импульсными помехами ВИ, а также квазигауссова аппроксимация гистограммы нормированных значений амплитуды его градиентов и получаемый при этом КП.

Полигональная аппроксимация контурного препарата

Далее для всех эталонов и Λ ВИ по их КП с помощью модифицированного алгоритма жука [15] формируются упорядоченные компоненты связности контуров. После чего осуществляется формирование кусочно-линейных сегментов полученных компонент связности с помощью следующего подалгоритма.

Шаг 0. Пусть некоторая компонента связности представляет собой упорядоченную последовательность точек КП $D = \{d_1(x_1, y_1), \dots, d_K(x_K, y_K)\}$, где K — число точек, (x_i, y_i) — координаты контурной точки d_i , $i = 1, \dots, K$ при представлении изображения декартовой системой координат с центром в нижнем левом пикселе. На этом шаге задается расстояние R , определяющее длину линейного сегмента (расстояние между соседними точками при аппроксимации участка контура).

Шаг 1. Фиксируется первая точка исходного набора D : $d^*(x^*, y^*) = d_1(x_1, y_1)$, при этом $d^*(x^*, y^*)$ становится первой точкой в выходной последовательности T : $T = \{d^*(x^*, y^*)\}$.

Шаг 2. Последовательно перебираются точки, следующие за $d^*(x^*, y^*)$, рассчитывается евклидово расстояние ρ от этих точек до $d^*(x^*, y^*)$ и опреде-

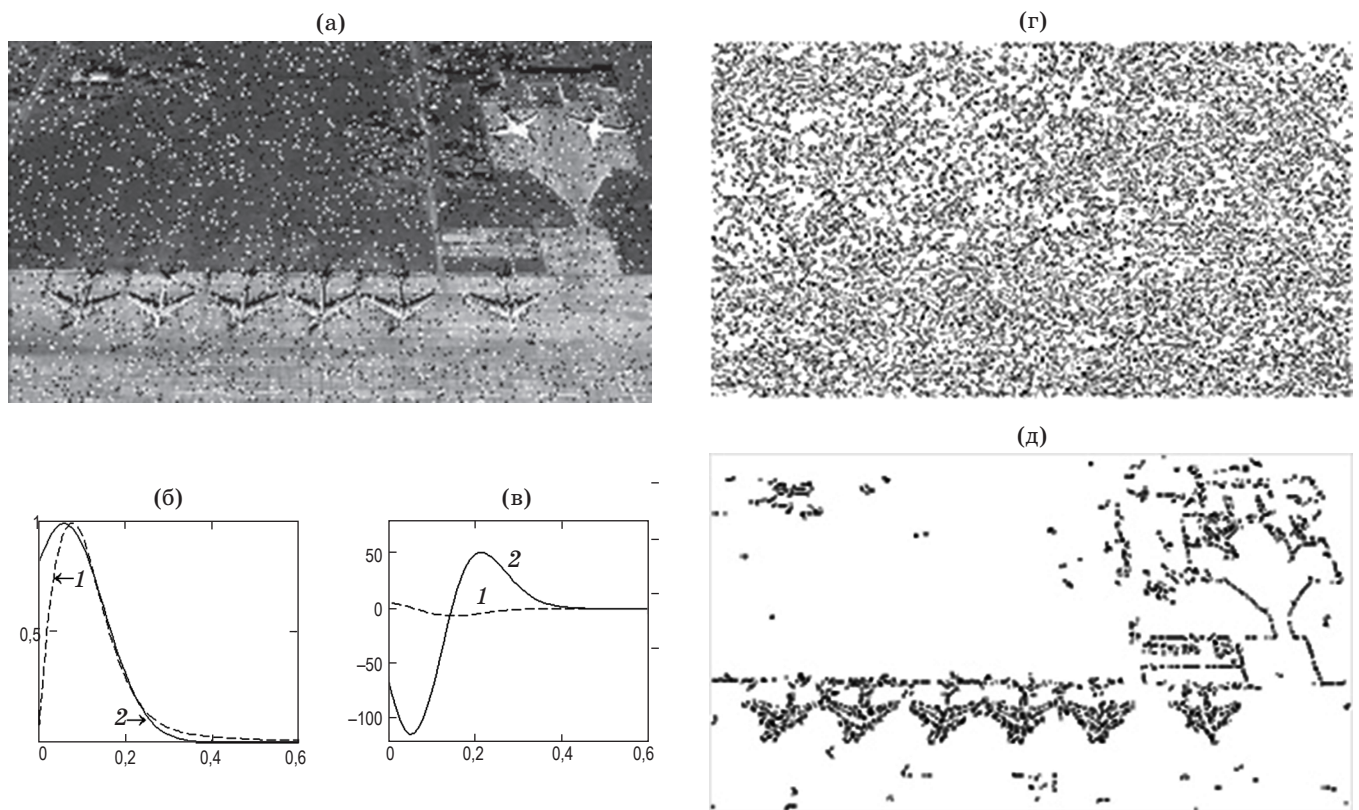


Рис. 1 Формирование КП. Искаженное импульсными помехами ВИ (а), гистограмма амплитуды градиента ВИ (1) и ее аппроксимация функцией квазигауссова вида (2) — б, производные 1-го (1) и 2-го (2) порядков аппроксимирующей функции (в), КП, сформированный методом Канни без использования предложенного правила выбора верхнего порога (г), КП, сформированный методом Канни с использованием правила выбора верхнего порога (д).

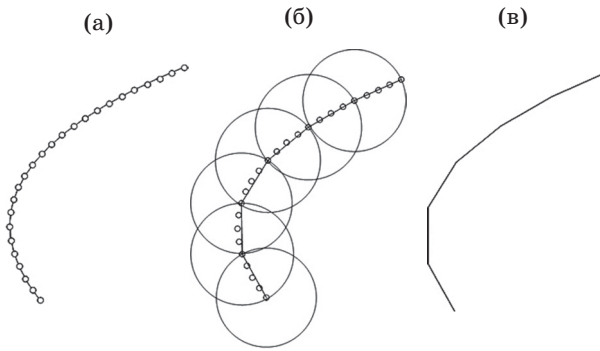


Рис. 2. Построение сегментов равной длины. Исходная последовательность точек КП (а), распределение на сегменты (б), результат аппроксимации контура (в).

ляется пара соседних точек $d_{Rmin}(x_{Rmin}, y_{Rmin})$ и $d_{Rmax}(x_{Rmax}, y_{Rmax})$ таких, что выполняется условие $(\rho(d^*, d_{Rmin}) \leq R) \wedge (\rho(d^*, d_{Rmax}) \geq R)$, где \wedge — логическая операция «и».

Шаг 3. Определяется очередная точка последовательности T как точка пересечения окружности с центром в $d^*(x^*, y^*)$ радиуса R и линии, соединяющей $d_{Rmin}(x_{Rmin}, y_{Rmin})$ и $d_{Rmax}(x_{Rmax}, y_{Rmax})$, т.е. решается система уравнений

$$\begin{cases} (\hat{x} - x^*)^2 + (\hat{y} - y^*)^2 = R^2 \\ \frac{\hat{x} - x_{Rmin}}{x_{Rmax} - x_{Rmin}} = \frac{\hat{y} - y_{Rmin}}{y_{Rmax} - y_{Rmin}} \end{cases} \quad (1)$$

Полученная точка с координатами $\hat{d}(\hat{x}, \hat{y})$ добавляется в последовательность T . Если крайняя точка исходного набора D расположена от $d^*(x^*, y^*)$ на расстоянии, меньшем R , то она также добавляется в T .

Шаг 4. Переопределяется точка d^* : $d^*(x^*, y^*) = \hat{d}(\hat{x}, \hat{y})$ с возвратом к шагу 2.

На рис. 2 представлен фрагмент контура (некоторая компонента связности) и результат применения к нему процедуры полигональной аппроксимации КП.

Формирование сложных сегментов и вычисление их характеристик

Далее осуществляется объединение линейных сегментов в последовательности (сложные сегменты). При этом признаком распознавания принимается набор углов между соседними линейными сегментами, как показано на рис. 3.

В теории углы $\alpha_1, \alpha_2, \dots$ сохраняются при преобразованиях равномерного масштабирования, вращения и смещения сложного сегмента на изображении. Однако на практике при различных деформациях наблюдаются искажения изображений, нарушающие эту инвариантность. Поэтому осуществляется формирование множества перекрывающихся сложных сегментов в соответствии

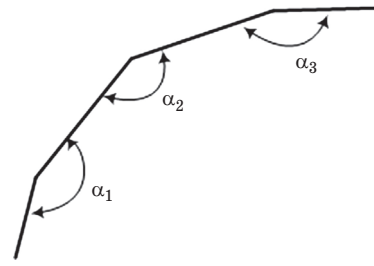


Рис. 3. Описание участка контура набором углов.

со следующим механизмом их образования и перекрытия.

Пусть сформирована последовательность линейных сегментов, каждый из которых задается парой соседних точек из упорядоченного набора $T = \{d_1(x_1, y_1), \dots, d_P(x_P, y_P)\}$, где P — число точек.

Шаг 0. Для формирования сложных сегментов задается число S ($3 \leq S \leq P$), характеризующее количество точек в составе сложного сегмента. Число линейных сегментов в сложном сегменте будет $S - 1$, а определяемое ими количество углов составит $S - 2$.

Шаг 1. Формируется последовательность U_0 сложных сегментов таких, что крайняя точка предыдущего сегмента будет являться начальной точкой следующего: $U_0 = \{\{d_1, \dots, d_S\}, \dots, \{d_{(i-1)S-(i-2)}, \dots, d_{i(S-1)+1}\}, \dots\}$.

Шаг 2. Осуществляется циклический сдвиг влево начальной точки первого сложного сегмента, в результате которого начальной точкой становится его вторая точка, а крайней точкой станет первая точка следующего сложного сегмента. Последний сложный сегмент не рассматривается, так как у него нельзя заменить крайнюю точку. Такой циклический сдвиг осуществим не более чем S раз, в результате этого формируются последовательности U_{-1}, \dots, U_{-S} перекрывающихся сложных сегментов. Отрицательный индекс множеств означает, что они содержат сложные сегменты с соответствующим числом смещенных влево точек относительно первоначального множества U_0 .

Шаги 0–4 полигональной аппроксимации, а также шаги 0–2 формирования сложных сегментов повторяются для расстояний $0,25R, 0,5R, 2R, 4R$.

Получив окончательные наборы сложных сегментов, осуществляется расчет размеров, определяющих их углов. Так, произвольный угол α_{abc} , образованный точками $a(a_x, a_y)$, $b(b_x, b_y)$ и $c(c_x, c_y)$, рассчитывается с помощью векторов $\mathbf{ab} = (ab_x = b_x - a_x, ab_y = b_y - a_y)$ и $\mathbf{cb} = (cb_x = b_x - c_x, cb_y = b_y - c_y)$ в соответствии с выражением

$$\alpha_{abc} = \arctg \frac{ab_x cb_y - ab_y cb_x}{ab_x cb_x + ab_y cb_y} \quad (2)$$

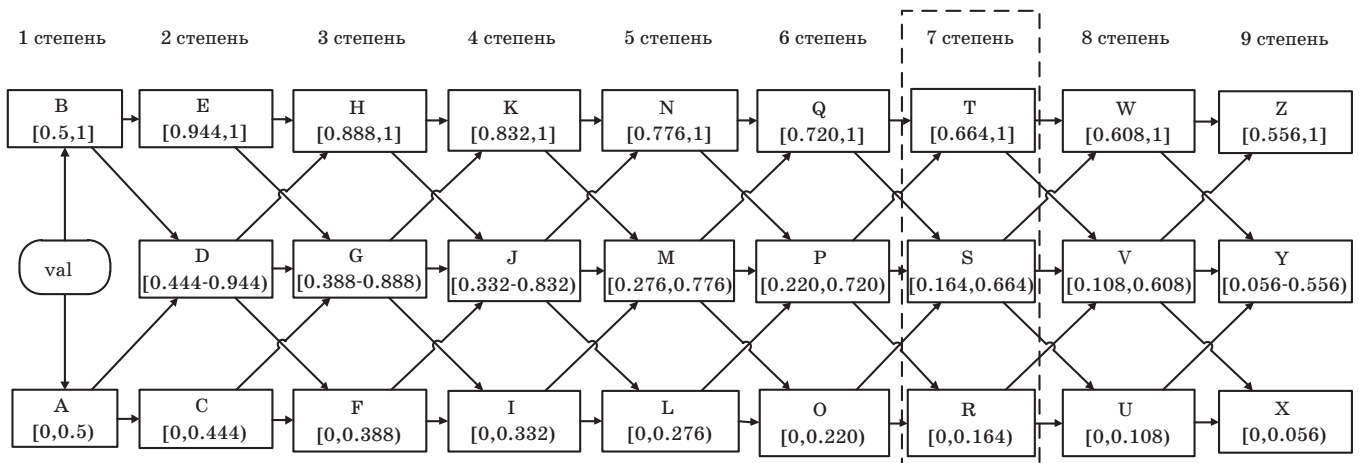


Рис. 4. Процедура квантования значения «val».

Затем осуществляется квантование размеров углов для дальнейших операций поиска и сопоставления сложных сегментов. Процедура квантования предполагает представление наборов нормированных размеров углов последовательностями символов латинского алфавита {A, B, ..., Z}. Такое представление осуществляется в соответствии с рис. 4, на котором значение степени квантования определяет мощность алфавита символов. Первая степень задается алфавитом {A, B}, вторая — {A, B, C, D, E}, третья — {A, B, C, D, E, F, G, H} и т.д. Чем больше значение степени, тем точнее квантуется размер угла.

Далее литеральные последовательности, соответствующие нормированным размерам углов одного сложного сегмента, записываются в одну строку, образуя тем самым идентификационный ключ (ИК) сложного сегмента, по которому осуществляется их сравнение. Так, если сложный сегмент образован пятью точками, т.е. состоит из четырех линейных сегментов и, следовательно, определяется тремя углами, которые, например, равны 110, 120 и 80°, то литеральная последовательность при степени квантования «3» будет «BDGBDGADG».

Схема квантования предполагает, что ИК близких размеров углов будут незначительно отличаться в смысле расстояния Хэмминга [16], которое интерпретируется как число различающихся элементов литеральных последовательностей.

Результаты сравнения сложных сегментов по такому ИК представляют собой первоначальное множество гипотез о соответствии сложных сегментов эталонов и Λ ВИ.

Кластеризация гипотез соответствия в пространстве коэффициентов аффинных преобразований

Преобразования «сдвиг», «поворот» и «масштабирование» относятся к группе преобразований подобия класса аффинных преобразований [17], которые в двумерном пространстве удобно рассматривать, используя матричные представления [18].

При этом выражение результирующей трансформации некоторой точки с координатами (x, y) , полученное путем суперпозиции элементарных преобразований «сдвиг», «поворот» и «масштабирование», примет следующий вид:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W(1+\operatorname{tg}\gamma \operatorname{tg}\psi)\cos\varphi & -H\sin\varphi \operatorname{tg}\gamma & x_0 \\ W\cos\varphi \operatorname{tg}\psi - H\sin\varphi & W\sin\varphi \operatorname{tg}\psi + H\cos\varphi & y_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

где (x', y') — преобразованные координаты точки, φ — угол преобразования «поворот», W, H — коэффициенты преобразования «масштаб» по горизонтали и вертикали, рассматривая ВИ как декартову систему координат, γ, ψ — углы преобразования «скос» по горизонтали и вертикали, (x_0, y_0) — коэффициенты преобразования «перенос».

Таким образом, с одной стороны, последовательность преобразований с неизвестными параметрами $\varphi, W, H, \gamma, \psi, x_0, y_0$, переводящая сложный сегмент эталона в сложный сегмент ВИ, может быть записана в виде матрицы

$$M = \begin{bmatrix} m_{11} = W(1+\operatorname{tg}\gamma \operatorname{tg}\psi)\cos\varphi & m_{12} = -H\operatorname{tg}\gamma \sin\varphi & m_{13} = x_0 \\ m_{21} = W\cos\varphi \operatorname{tg}\psi - H\sin\varphi & m_{22} = W\sin\varphi \operatorname{tg}\psi + H\cos\varphi & m_{23} = y_0 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

С другой стороны, на основе множества гипотез можно точно рассчитать элементы матрицы итоговой трансформации, располагая тремя точками в составе сложного сегмента, используя матричное выражение вида [18]

$$\begin{bmatrix} x'_1 \\ y'_1 \\ x'_2 \\ y'_2 \\ x'_3 \\ y'_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_2 & y_2 & 1 \\ x_3 & y_3 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x_3 & y_3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_{11} \\ m_{12} \\ m_{13} \\ m_{21} \\ m_{22} \\ m_{23} \end{bmatrix}. \quad (5)$$

При рассмотрении сложных сегментов большей длины количество уравнений, описываемых матричной системой (5), увеличится, что приведет к переопределенности матрицы. Одним из способов решения такой системы является использование метода наименьших квадратов.

После нахождения значений элементов вектора-столбца правой части выражения (5) для каждой гипотезы путем выполнения процедуры кластеризации рассчитываются координаты центров кластеров, которые будут представлять собой коэффициенты матрицы трансформации сложного сегмента эталона в сложный сегмент ВИ. Подалгоритм кластеризации состоит из следующей последовательности шагов.

Шаг 0. Входные данные представляют собой набор векторов нормированных значений элементов вектора-столбца системы (5) $\mu = (\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4, \mu_5, \mu_6) = (m_{11}^n, m_{12}^n, m_{13}^n, m_{21}^n, m_{22}^n, m_{23}^n)$, где $m_{(o)}^n$ — нормированное значение компонента $m_{(o)}$, кроме того фиксируется значение R_T , определяющее порог близости векторов в смысле евклидова расстояния в шестимерном пространстве. В момент предъявления первого вектора создается первый кластер с элементом-центром кластера $z^1 = (z_1^1, z_2^1, z_3^1, z_4^1, z_5^1, z_6^1) = (m_{11}^n, m_{12}^n, m_{13}^n, m_{21}^n, m_{22}^n, m_{23}^n)$.

Шаг 1. Подается случайно выбранный вектор μ исходного набора, рассчитывается евклидово расстояние от μ до центров уже имеющихся кластеров и определяется кластер-победитель

$$j^* = \min_j \left(R_j = \sqrt{\sum_{i=1}^6 (\mu_i - z_i^j)^2} \right), \quad (6)$$

где (z_1^j, \dots, z_6^j) — координаты центра j -го кластера.

Шаг 2. Если $R_{j^*} \leq R_T$, то вектор μ добавляется в кластер с номером j^* и осуществляется коррекция центра кластера

$$z_i^{j^*} = z_i^{j^*} + 1/N_{j^*} (z_i^{j^*} - \mu_i), \quad \forall i = \overline{1, 6}, \quad (7)$$

где N_{j^*} — мощность j^* -го кластера.

В противном случае ($R_{j^*} > R_T$) вектор μ образует новый кластер.

Шаг 3. Шаги 1 и 2 повторяются для всех векторов, сформированных по множеству гипотез.

Шаг 4. Осуществляется проверка сформированных кластеров в соответствии с набором правил, касающихся элементарных преобразований. Так, у каждого сформированного кластера координаты его центра представляют собой коэффициенты правой части выражения (5), приравняв которые в соответствии со своими индексами к соответствующим элементам матрицы M с неизвестными значениями элементарных преобразований (4) и решая полученную систему уравнений, определяются значения искоемых параметров элементарных преобразований.

Действия в рамках шага 4 предполагают выполнение следующих условий.

Условие ограничения параметров масштаба, представляющее собой логическую операцию для значений данных параметров

$$(W_{\min} \leq W \leq W_{\max}) \wedge (H_{\min} \leq H \leq H_{\max}), \quad (8)$$

где $W_{\min}, W_{\max}, H_{\min}, H_{\max}$ — нижние и верхние границы интервалов возможных изменений параметров масштаба W, H .

Условие ограничения углов скоса, представляющее собой логическую операцию для значений данных параметров

$$(\gamma_{\min} \leq \gamma \leq \gamma_{\max}) \wedge (\psi_{\min} \leq \psi \leq \psi_{\max}), \quad (9)$$

где $\gamma_{\min}, \gamma_{\max}, \psi_{\min}, \psi_{\max}$ — нижние и верхние границы интервалов возможных изменений углов скоса γ, ψ .

Условие ограничения изменения площади трансформации. Значение $|m_{11}m_{22} - m_{12}m_{21}|$ определяет изменение площади трансформированной фигуры [19], поэтому целесообразно ограничить значение этого изменения

$$M_1 \leq |m_{11}m_{22} - m_{12}m_{21}| \leq M_2, \quad (10)$$

где M_1, M_2 — нижняя и верхняя границы интервала возможного изменения площади фигуры.

Если кластер не удовлетворяет условиям (8)–(10), то он ликвидируется, а содержащиеся в нем векторы далее не рассматриваются.

Таким образом, каждый из центров оставшихся кластеров будет определять матрицу M (4) трансформации сложных сегментов эталона в сложные сегменты ВИ.

По полученным кластерам принятие решения о наличии всего эталона или его части на ВИ можно осуществлять по критерию превышения размера площади покрываемой кластером фигуры эталона принятого порогового значения S_T либо по максимуму количества гипотез, участвующих в формировании кластера.

ПРИМЕР РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ НА РЕАЛЬНОМ ИЗОБРАЖЕНИИ

На рис. 5 представлен пример распознавания объектов предлагаемым алгоритмом. На рис. 5а приведено эталонное изображение «самолет», на рис. 5б — контур изображения «самолет». На рис. 5в представлено ВИ «аэродром», на рис. 5г — контур ВИ, на рис. 5д — семейство сложных сегментов ВИ. На рис. 5е приведены правильно сопоставленные кластеры на основе гипотез соответствия сложных сегментов изображений «самолет» и «аэродром» при $S_T = 50\%$. На рис. 5ж представлен результат распознавания двух трансформаций эталона «самолет» в виде выделенных на изображении «аэродром» контуров.

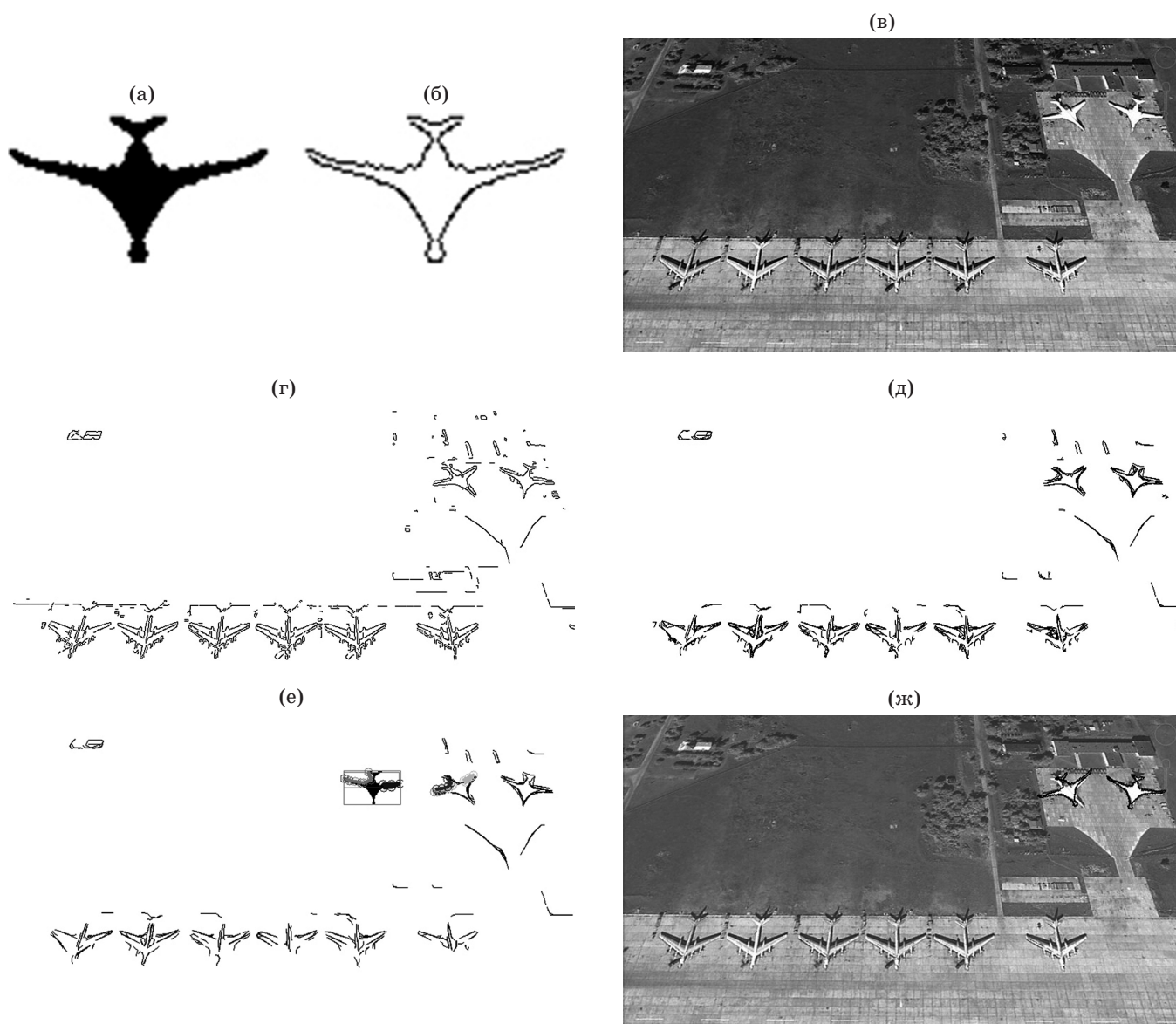


Рис. 5. Пример работы предлагаемого алгоритма. Эталон (а), контур эталона (б), ВИ (в), КП ВИ (г), семейство сложных сегментов ВИ (д), сопоставленные кластеры эталона и ВИ (е), прорисованные с учетом найденных трансформаций результаты распознавания фрагмента эталона на ВИ (ж).

РЕЗУЛЬТАТЫ ЧИСЛЕННЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ ПРЕДЛАГАЕМОГО АЛГОРИТМА

Проведено исследование зависимости распознавания объектов при увеличении процента площади перекрытия искомого объекта на ВИ. Для этого использована коллекция изображений NORV Нью-Йоркского университета [5], состоящая из 291600 пар изображений, некоторые из которых представлены на рис. 6.

Коллекция NORV разработана для тестирования алгоритмов обнаружения и распознавания. В ней представлены изображения размера 108×108 пикселей из 5 категорий на различном фоне с вариациями освещения, масштаба, поворота, в условиях перекрытия другими объектами.



Рис. 6. Примеры изображений выборки из коллекции изображений NORB.

Для исследования алгоритма из всей коллекции выбраны 10000 изображений. Распознаваемые объекты рассматривались с вариациями масштаба, поворота, освещения на стационарном и нестационарном фонах.

Далее измерялась площадь перекрытия объектов интереса и выполнялись процедуры распознавания предлагаемым алгоритмом, известным алгоритмом SIFT [12] и алгоритмом на основе инвариантных моментов [2].

Для каждого изображения и алгоритма запоминалось число правильных и ошибочных (ложных) распознаваний, на основе которых стоились статистические оценки вероятностей правильного (p_D) и ошибочного (p_F) распознавания. При этом интервал дискретизации перекрытия площади ис-

комого объекта другими составил 5%, максимальное перекрытие площади объектов — 50%.

Кроме того, для предлагаемого алгоритма рассчитывалась ошибка аффинного преобразования Err в соответствии со следующими рассуждениями. Пусть в результате выполнения этапов алгоритма получен некоторый кластер Cl с центром $(z_1^{Cl}, \dots, z_6^{Cl})$, сформированный на основе K гипотез о соответствии сложных сегментов некоторого эталона и ВИ. При этом каждый сложный сегмент включает S точек. Тогда система (5) будет состоять из $2S$ уравнений для каждой из K гипотез. В качестве значения Err рассматривался максимум рассогласования гипотезы о трансформации сложного сегмента эталона в сложный сегмент ВИ

$$Err = \frac{1}{S} \max_{k=1, K} \left\{ \sqrt{\sum_{s=1}^S \left(x'_{s,k} - x_{s,k} z_1^{Cl} - y_{s,k} z_2^{Cl} - z_3^{Cl} \right)^2 + \left(y'_{s,k} - x_{s,k} z_4^{Cl} - y_{s,k} z_5^{Cl} - z_6^{Cl} \right)^2} \right\}, \quad (11)$$

где $(x'_{s,k}, y'_{s,k})$ — координаты некоторой точки ВИ, при этом ее порядковый номер s в составе сложного сегмента, определяющего k -ю гипотезу, а $(x_{s,k}, y_{s,k})$ — координаты соответствующей точки эталона.

Полученные оценки значений p_D и p_F представлены в виде зависимостей на рис. 7а, б. На рис. 7в приведена зависимость полученных значений ошибки Err (11) от процента перекрытия площади искомого объекта для предлагаемого алгоритма.

Анализ рис. 7а позволяет сделать вывод о том, что в случае предлагаемого алгоритма значение p_D в среднем на 0,15–0,20 выше аналогичного показателя алгоритма [12] и существенно превышает показатель алгоритма [2]. По мере увеличения процента перекрытия площади объекта все алгоритмы показывают снижение p_D . На рис. 7б наблюдается рост p_F всех алгоритмов, однако наилучшие значения показывает предлагаемый алгоритм. Из рис. 7в видно, что с увеличением процента перекрытия площади объекта значение ошибки

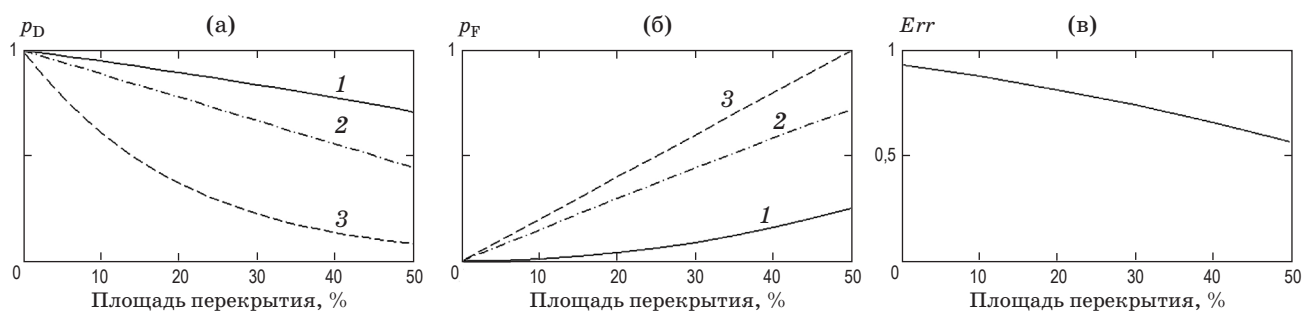


Рис. 7. Зависимости вероятностей p_D (а) и p_F (б) предлагаемого алгоритма (1), известного SIFT-алгоритма (2), алгоритма на основе инвариантных моментов (3), а также зависимость ошибки Err (в) от процента площади перекрытия объектов интереса предлагаемого алгоритма.

матрицы аффинного преобразования (11) убывает, что объясняется тем, что в формировании кластеров, определяющих объект, участвует меньшее число точек.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представленные результаты численных исследований предложенного алгоритма показывают его преимущество по сравнению с известным алгоритмом на основе инвариантных моментов и алгоритмом SIFT при распознавании изображений выборки из коллекции изображений NORB в сложных условиях наблюдения объектов.

Научная новизна разработанного алгоритма заключается в том, что в отличие от известных кон-

турных процедур в алгоритме используется кусочно-линейная аппроксимация КП множеством перекрывающихся сегментов равной длины с последующим выбором в качестве признака распознавания наборов углов между соседними сегментами. Кроме того, применена процедура кластеризации получаемых векторов в пространстве коэффициентов неизвестного аффинного преобразования в виде суперпозиции элементарных, посредством расчета параметров которых выполняется процедура верификации кластеров.

Предложенный алгоритм распознавания объектов может быть реализован программно и аппаратно и использован в различных оптико-электронных системах наблюдения, регистрирующих изображение в сложных условиях наблюдения.

ЛИТЕРАТУРА

1. Форсайт Д., Понс Д. Компьютерное зрение. Современный подход. М.: Вильямс, 2004. 923 с.
2. Bose S.K., Biswas K.K., Gupta S.K. Model based object recognition — the role of affine invariants // *Artificial Intelligence in Engineering*. 1996. V. 10. № 3. P. 227–234.
3. Pontil M., Verri A. Support vector machines for 3D object recognition // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1998. V. 20. № 6. P. 637–646.
4. Болотова Ю.А., Спицын В.Г., Рудометкина М.Н. Распознавание автомобильных номеров на основе метода связанных компонент и иерархической временной сети // *Компьютерная оптика*. 2015. Т. 39. № 2. С. 275–280.
5. LeCun Y., Huang F.-J., Bottou L. Learning methods for generic objects recognition with invariance to pose and lighting // *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition Conf. (CVPR'04)*. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2004. V. 2. P. 97–104.
6. Chikkerur S., Serre T., Tan C., Poggio T. What and where: A Bayesian inference theory of attention // *Vision Research*. 2010. V. 50. P. 2233–2247.
7. Михайлов Б.Б. Техническое зрение мобильных роботов // *Техническое зрение в системах управления мобильными объектами-2010: Тр. научно-техн. конф.-семинара. Вып. 4 / Под ред. Назирова Р.Р.* М.: КДУ, 2011. С. 191–201.
8. Васильев Д.В. Фрагменты прикладной теории систем технического зрения для беспилотных летательных аппаратов // *Техническое зрение в системах управления мобильными объектами-2010: Тр. научно-техн. конф.-семинара. Вып. 4 / Под ред. Назирова Р.Р.* М.: КДУ, 2011. С. 109–131.
9. Титов И.О., Емельянов Г.М. Система компьютерного зрения движущегося воздушного объекта // *Компьютерная оптика*. 2011. Т. 35. № 4. С. 491–494.
10. Нгуен К.М., Колючкин В.Я. Алгоритмы контурной сегментации и распознавания образов объектов систем технического зрения // *Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н.Э. Баумана*. 2013. № 4. С. 187–200.

11. Местецкий Л.М., Рейер И.А. Распознавание формы растровых бинарных изображений плоских фигур с использованием морфинга контуров границы // Искусственный интеллект. Журнал НАН Украины. 2000. № 2. С. 401–406.
12. Lowe D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints // Intern. J. Computer Vision. 2004. V. 60. № 2. P. 91–110.
13. Stein F., Medioni G. Structural indexing: Efficient 2-D object recognition // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1992. V. 14. № 12. P. 1198–1204.
14. Пантюхин М.А., Самойлин Е.А. Правило выбора пороговых параметров контурного оператора Канни при обработке изображений в оптико-электронных системах / Сб. науч. ст. по мат. докл. III Всерос. НПК «АВИАТОР» (11–12 февраля 2016 г.): В 2-х т. Т. 1. Воронеж: ВУНЦ ВВС ВВА, 2016. С. 89–94.
15. Андреев А.Ю., Бобков С.П. Сегментация символов в изображении модифицированным методом жука // Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение. 2014. № 1(37). С. 85–88.
16. Аршинов М.Н., Садовский Л.Е. Коды и математика. М.: Наука, Главная редакция физ.-мат. литературы, 1983. 144 с.
17. Яглом И.М., Ашкингузе В. Г. Идеи и методы аффинной и проективной геометрии. I часть. Аффинная геометрия. М.: Учпедгиз, 1962. 248 с.
18. Prince S. Computer vision: Models, learning and inference. Cambridge: Cambridge University Press, 2012. 667 p.
19. Постников М.М. Аналитическая геометрия. М.: Наука, 1973. 754 с.