

*В. А. ГОРОХОВАТСКИЙ, С. Ф. КАЦАЛАП, канд. техн. наук,  
Е. П. ПУТЯТИН, д-р техн. наук*

### **АЛГОРИТМ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ ГЕОМЕТРИЧЕСКИХ ПРЕОБРАЗОВАНИЯХ**

Известными методами распознавания, обеспечивающими инвариантность к геометрическим преобразованиям плоских изображений, являются алгоритмы, основанные на вычислении моментных инвариантов. Интегральные моменты от функций яркости распознаваемого изображения при этом соответствуют коэффициентам разложения функции яркости в вариационный ряд [1]. Точность таких методов определяется количеством используемых моментов. Однако уже для простейшего случая моментов 4-го порядка инварианты имеют довольно громоздкий вид и требуют большого объема вычислений [1]. Кроме того, эти методы не позволяют вычислять параметры геометрических преобразований изображений, необходимые для обработки изображения объекта после его опознавания, например, определения местоположения объекта в пространстве. В настоящее время

исследуются также дифференциальные алгоритмы распознавания, основанные на измерении параметров геометрических преобразований входного изображения во всех точках. Общим недостатком дифференциальных методов по сравнению с интегральными является их низкая помехозащищенность к случайным высокочастотным помехам.

Можно построить алгоритм автоматического распознавания изображений с предварительной нормализацией, который включает в себя три этапа обработки изображения: 1) вычисление параметров геометрических преобразований; 2) приведение изображения к эталонному виду (нормализация); 3) принятие решения (сравнение с эталонами).

Наиболее трудоемкими в вычислительном отношении являются этапы 2 и 3, так как они связаны с обработкой каждой точки изображения и с перебором по всему пространству эталонов. Кроме того, при приведении к эталону появляются искажения за счет погрешностей в случае вычисления параметров на этапе 1 и вторичных преобразований дискретизации и квантования изображений.

Здесь предложен алгоритм распознавания с предварительной нормализацией, лишенный указанных недостатков. Этот алгоритм связан с многократным измерением параметров геометрических преобразований для одного и того же изображения и позволяет упростить процедуру принятия решений и сократить временные затраты.

Из основной теоремы теории нормализации [2] следует, что для одного и того же класса эквивалентности изображений, образованного действием на эталон  $B_0 \subset M_0$  ( $M_0$  — множество эталонов) и группы преобразований  $G$ , существует большое разнообразие конкретных представлений нормализаторов. Анализ общего вида нормализатора, заданного преобразованием  $F(B) = B\bar{\Phi}(B)$ ,  $B \subset M$ ,  $\bar{\Phi}: M \rightarrow G$ , показывает, что это разнообразие может быть обеспечено лишь различием отображений  $\bar{\Phi}(B)$ , и каждое преобразование из группы  $G$  в общем случае однозначно характеризуется совокупностью параметров  $g$ ,  $g \in G$ . Так, смещения, масштабы, косые сдвиги как геометрические преобразования определяются однозначно, повороты вычисляются с точностью до множества элементов  $H \subset G$ , таких что  $hB = B$ ,  $h \in H$ ,  $B \subset M$ .

Пусть  $\bar{\Phi}_1, \bar{\Phi}_2, \dots, \bar{\Phi}_s$  — отображения,  $\bar{\Phi}_i: M \rightarrow M_0$ ,  $i = \overline{1, s}$ , а  $F_1, F_2, \dots, F_s$  — соответствующие им операторы. Тогда если применить операторы  $F_1, F_2, \dots, F_s$  к изображению из класса эквивалентности  $a$ , порожденного  $G$  и эталоном  $B_0^2$  на множестве  $M$ ,  $B = gB_0^2$ ,  $g \in G$ , будет выполняться условие  $g_1 = g_2 = \dots = g_s$  (1), где  $g_i$ ,  $i = \overline{1, s}$  — параметры преобразования при отображениях  $\bar{\Phi}_1, \bar{\Phi}_2, \dots, \bar{\Phi}_s$ . Это важное свойство операторов нормализации можно использовать для распознавания изображе-

ний с целью определения их классов эквивалентности, так как равенство (1) имеет место только для изображений, связанных между собой преобразованием из группы, т. е. принадлежащих одному классу эквивалентности. Необходимое и достаточное условие нормализации [2] имеет вид

$$\overline{\Phi}(B)g = \overline{\Phi}(B_0), \quad B \subset M, \quad B_0 \subset M_0, \quad g \in G. \quad (2)$$

Задача распознавания в самом общем случае может быть представлена как задача решения уравнения (2) относительно неизвестной функции яркости  $B_0$ . Для случая интегральных отображений  $\overline{\Phi}$  уравнение (2) является интегральным и поэтому для произвольных  $B_0$  решения не имеет.

Алгоритм предварительной нормализации находит решение уравнения (2) путем отыскания явного вида отображений  $\Phi(B_0)$  и  $\overline{\Phi}(B)$ , определения величины  $g$ , а затем компенсации преобразования  $g$  в изображении  $B$ . Смысл же предлагаемого алгоритма распознавания сводится к тому, что изображение будет отождествлено с эталоном  $B_0$ , если оно удовлетворяет функциональному уравнению

$$g = [\overline{\Phi}_1(B)]^{-1}\overline{\Phi}_1(B_0) = [\overline{\Phi}_2(B)]^{-1}\overline{\Phi}_2(B_0) = \dots [\overline{\Phi}_s(B)]^{-1}\overline{\Phi}_s(B_0), \quad (3)$$

где  $[\overline{\Phi}(B)]^{-1}$  — отображение, обратное к  $\overline{\Phi}(B)$ . Выбор  $\{\overline{\Phi}_i\}$ ,  $i = \overline{1}, s$  и количество членов  $s$  в равенстве (3) в общем случае определяются разнообразием распознаваемых изображений, соотношением сигнал/шум при распознавании и свойствами самих изображений  $\overline{\Phi}_1, \overline{\Phi}_2, \dots, \overline{\Phi}_s$ .

В целях повышения достоверности принятия решения в условиях помех и погрешностей дискретизации и квантования, когда равенство (3) будет выполняться приближенно, правило классификации имеет вид

$$B \subset a, \text{ если } \operatorname{arg} \left\{ \min_{B_0 \subset M_0} \sum_{i \neq j}^s \rho(g_i, g_j) \right\} = B_0^a.$$

Здесь  $B_0^a$  — эталон класса  $a$ ;  $\rho$  — метрика на множестве действительных чисел или векторов (элементов группы). В качестве  $\rho$  можно использовать известные метрики среднеквадратического отклонения или сумм модулей разностей величин  $g_i, g_j, i \neq j$ .

Классификация согласно правилу (3), в отличие от методов распознавания изображений по инвариантным признакам, допускает дополнительную проверку решения. Согласно вычисленным параметрам преобразования всегда можно осуществить нормализующее преобразование входного изображения и сравнить его с эталонами. Возможным становится также визуальный контроль процесса распознавания с помощью систем отображения информации, что повышает надежность алгоритма.

Предложенный алгоритм распознавания накладывает некоторые ограничения на выбор эталонов для множества отображений  $\bar{\Phi}_1, \dots, \bar{\Phi}_2, \dots, \bar{\Phi}_s$ . Эталонные изображения необходимо выбирать так, чтобы значения функционалов, реализующих отображения  $\bar{\Phi}_1, \bar{\Phi}_2, \dots, \bar{\Phi}_s$ , не повторялись для двух различных эталонов. Если это произойдет, то равенство (3) будет выполняться одновременно для нескольких эталонов, что вносит неоднозначность в принятие решения. Однако неоднозначность исчезает, если хотя бы одно из  $s$  равенств не выполняется. Пусть  $\bar{\Phi}_i$  реализуется посредством функционалов  $\Phi_{ij}, j = \overline{1, l}$ . Тогда для эталонов  $B_0^k, B_0^m \in M_0$  необходимо потребовать выполнения условия  $\Phi_{ij}(B_0^k) \neq \Phi_{qj}(B_0^m), i \neq q$  (4) хотя бы для одного значения  $j$ . Смысл условия (4) заключается в том, что эталоны должны различаться между собой координатами в пространстве векторов, положение которых определяется отображениями  $\bar{\Phi}_1, \bar{\Phi}_2, \dots, \bar{\Phi}_s$ . Очевидно, что более благоприятным случаем для распознавания есть вариант, когда эти векторы различаются всеми своими координатами, т. е. условие (4) выполняется для всех значений  $j = \overline{1, l}$ . Схему распознавания согласно алгоритму можно описать следующим образом.

В памяти распознающего устройства хранятся матрицы  $\{\Phi_{ij}\}, i = \overline{1, s}, j = \overline{1, l}$ . Количество таких матриц определяется количеством эталонных изображений или количеством различаемых классов. Для распознаваемого изображения вычисляется вектор-строка  $\{\Phi'_j\}, j = \overline{1, l}$ . Определяются параметры преобразований путем вычислений над векторами  $\{\Phi'_j\}$  и строками матрицы  $\{\Phi_{ij}\}$ . Вычисления проводятся для всех эталонов. Согласно правилу (3) принимается решение о принадлежности входного изображения одному из эталонных классов. В случае действия нескольких независимых преобразований, когда группа  $G$  допускает разложение на подгруппы  $G = G_1 G_2 \dots G_r$ , распознавание осуществляется согласно  $r$  равенствам вида (3):

$$\begin{cases} g_1 = [\bar{\Phi}_1^1(B)]^{-1} \bar{\Phi}_1^1(B_0) = \dots = [\bar{\Phi}_s^1(B)]^{-1} \bar{\Phi}_s^1(B_0); \\ \dots \\ g_r = [\bar{\Phi}_r^1(B)]^{-1} \bar{\Phi}_r^1(B_0) = \dots = [\bar{\Phi}_s^r(B)]^{-1} \bar{\Phi}_s^r(B_0), \end{cases} \quad (5)$$

где  $\bar{\Phi}_k^q$  — отображения  $\Phi_k^q: M \rightarrow G_q, q = \overline{1, r}$ . Распознавание изображения  $B$  можно производить в таком случае согласно одному или нескольким из равенств (5), а также при выполнении всех равенств одновременно. При  $r \geq 4$  отображения  $\Phi_k^q$  имеют вид громоздкий, поэтому здесь полезны методы последовательной нормализации [2], предполагающие поэтапное нахождение параметров  $g_1, g_2, \dots, g_r$ .

Для случая распознавания полутоновых (многоградационных) изображений при их произвольных смещениях в поле зрения

удобными с точки зрения простоты вычислений являются геометрические центры изображений по отдельным уровням яркости. При этом  $s$  выбирается равным количеству градаций яркости изображения, а величина  $l=2$ . Предварительно для всех эталонов вычисляются векторы геометрических центров  $X_1, X_2, \dots, X_s$  по оси  $x$  и  $Y_1, Y_2, \dots, Y_s$  по оси  $y$ . Выберем в качестве условия выполнения равенства (3) минимум величины

$$R = \sum_{i+j} [X_i^0 - X_j^0]^2 + (Y_i^0 - Y_j^0)^2, \quad i = \overline{1, s}; \quad j = \overline{1, s} \quad (6)$$

при переборе по всем эталонным наборам геометрических центров, причем величины  $X_i^0$  и  $Y_i^0$  представляют собой параметры смещения для  $i$ -го центра, определяемые по формулам  $X_i^0 = X_i - X_i^*$ ,  $Y_i^0 = Y_i - Y_i^*$ ,  $X_i^*$ ,  $i = \overline{1, s}$ ,  $Y_i^*$ ,  $i = \overline{1, s}$  — функционалы геометрических центров распознаваемого изображения. Ограничение (4) при этом выражается в отсутствии полного покоординатного совпадения векторов  $X_1, X_2, \dots, X_s$  и векторов  $Y_1, Y_2, \dots, Y_s$  для различных эталонов. Для контроля решения о распознавании в данном случае допускается усреднение вычисленных параметров преобразования

$$X^0 = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s X_i^0, \quad Y^0 = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s Y_i^0$$

и осуществление нормализующего преобразования изображения с последующим сравнением с эталонами.

При нормализации в центроаффинной группе, когда  $g = (a_1, a_2, a_3, a_4)$ , в качестве нормализаторов можно выбрать операторы, основанные на функциональных центрах тяжести с различными парами весовых функций  $(\varphi_1, \varphi_1')$  и  $(\varphi_2, \varphi_2')$ . Будем принимать решение о принадлежности распознаваемого изображения к тому классу эквивалентности, для которого совпадут решения систем линейных уравнений, коэффициентами которых выступают функциональные центры тяжести. Условия (4) для этого случая выражаются в несовпадении матриц функциональных центров тяжести, вычисленных для различных эталонных изображений. Выполнения этого условия всегда можно добиться подбором функций  $\varphi_1, \varphi_1', \varphi_2, \varphi_2'$ .

При оценке соотношения количества вычислительных операций, необходимых для реализации предложенного алгоритма и традиционного алгоритма распознавания с нормализацией, для случая смещений получено

$$\delta = \frac{6 + 12p}{6s + sp/m^2}, \quad (7)$$

где  $\delta$  — выигрыш во времени вычислений;  $p$  — количество эталонов;  $s$  — число используемых отображений в (1);  $m$  — размеры изображений.

Выражение (7) получено в предположении, что распознавание осуществляется путем вычисления  $p$  коэффициентов корреляции последовательным способом, причем операция умножения в три раза длиннее по времени, чем операция сложения.

Из выражения (7) виден линейный характер зависимости  $\delta(p)$ , так как вторым членом в знаменателе для практических значений параметров  $m$ ,  $p$  можно пренебречь. Таким образом, с увеличением числа эталонов  $p$  выигрыш во времени возрастает. Так, для случая  $s = 10$ ,  $p = 10$ ,  $m = 16$  имеем  $\delta = 3,1$ , а при  $p = 20$ ,  $s = 10$ ,  $m = 16$  —  $\delta = 6,4$ . Параллельные вычисления одновременно для всех  $s$  отображений, возможные в описанном алгоритме, позволят еще больше сократить объем вычислений.

В целях исследования эффективности предложенного алгоритма была разработана программа для ЭВМ, моделирующая процесс распознавания изображений, подвергнутых преобразованиям смещения в поле зрения. В качестве эталонных использовались изображения квадрата размером  $30 \times 30$  элементов на дискретном поле  $50 \times 50$ , заполненные случайными целыми числами с равномерным по амплитуде законом распределения. Для нормализации применялись функционалы геометрических центров тяжести по уровням квантования изображения. Такой выбор функционалов и изображений соответствует интересному с практической точки зрения случаю, когда интегральные характеристики у эталонных изображений примерно равны, т. е. значения признаков (в данном случае геометрические центры), используемых для распознавания, близки для различных эталонов. Для распознаваемого изображения определяли величины геометрических центров, затем вычисляли параметры смещения всех геометрических центров изображения относительно эталонных величин, хранящихся в памяти ЭВМ. Для каждого из эталонов определялась величина (6), по минимуму которой и принималось решение о классе изображения.

Для экспериментов использовали изображения с 8-ю уровнями яркости, количеством отображений  $s = 8$ , количество эталонов равнялось 10. Эталоны поочередно подвергались смещениям, а затем осуществлялось распознавание. Было проведено 1 000 экспериментов с различными реализациями эталонов и смещений.

На этой выборке получено 3 ошибочных решения. Следовательно, вероятность правильного распознавания можно оценить величиной 0,99.

Описанные эксперименты подтверждают работоспособность и достаточно высокую достоверность опознавания.

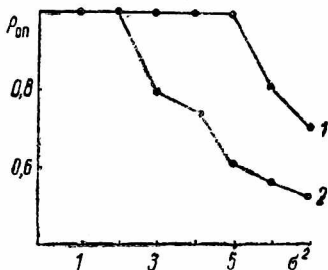
С целью оценки помехозащищенности метода были проведены статистические исследования на ЭВМ, когда изображения, помимо смещений, искажаются аддитивным нормально распределенным по амплитуде шумом. Для этого в качестве эталонов

были выбраны 5 изображений с различными наборами величин геометрических центров по уровням яркости в целях удовлетворения ограничения (4). В сравнительном плане исследовался и алгоритм распознавания с применением предварительной нормализации и последующим сравнением с эталонами путем вычисления коэффициентов корреляции. При этом оценивалось соотношение сигнал — шум на входе алгоритма распознавания, при котором обеспечивается необходимая (0,95—0,99) вероятность правильного распознавания. Под соотношением сигнал — шум понимается соотношение амплитуд изображения и помехи  $\delta_A = B_{\text{ср}}/\sqrt{\sigma^2}$ , где  $B_{\text{ср}}$  — среднее значение яркости незашумленного изображения;  $\sigma^2$  — дисперсия шума.

При каждом уровне шума было проведено 100 экспериментов. В результате имитационного моделирования на ЭВМ получены экспериментальные зависимости вероятности правильного опознавания  $P_{\text{оп}}$  от дисперсии случайного шума  $\sigma^2$ , приведенные на рисунке.

Как видно из рисунка (кривая 1), предложенный алгоритм распознавания обладает для выбранного класса эталонов и соответствующего набора функционалов более высокой помехозащищенностью, чем традиционный алгоритм нормализации (кривая 2), и позволяет осуществлять уверенное распознавание с вероятностью  $P_{\text{оп}} \geq 0,99$  до уровня помех  $\sigma^2 = 5$  или  $\delta_A = 1,8$ . Алгоритм распознавания с нормализацией обеспечивает эту вероятность при уровне помех меньшем, чем  $\sigma^2 = 2$  или  $\delta_A = 2,8$ . Повышенная помехозащищенность метода объясняется многократным характером измерений параметров геометрических преобразований и отсутствием нормализующих преобразований во всех точках изображения, усиливающих погрешности вычисления параметров.

Таким образом, разработанный алгоритм, обладая повышенным быстродействием, позволяет уменьшить влияние погрешностей определения параметров преобразования и упростить реализацию алгоритмов распознавания с применением предварительной нормализации.



**Список литературы:** 1. Шибанов Г. П. Распознавание в системах автоконтроля. — М.: Машиностроение, 1973.—424 с. 2. Путятин Е. П. Теоретические предпосылки нормализации изображений. — Проблемы бионики, 1972, вып. 10, с. 82—89. 3. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. — М.: Мир, 1976.—511 с.

Поступила в редколлегию 05.11.81.