ОБЗОРЫ

УДК 004.93

ОБЗОР МЕТОДОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ НА ОСНОВЕ ИНВАРИАНТОВ К ЯРКОСТНЫМ И ГЕОМЕТРИЧЕСКИМ ПРЕОБРАЗОВАНИЯМ

¹Абрамов Н.С., ¹Фраленко В.П., ^{2,3}Хачумов М.В.

¹ИПС им. А.К. Айламазяна РАН, Переславль-Залесский;

²ФИЦ ИУ РАН, Москва;

³Российский университет дружбы народов, Москва, e-mail: n-say@nsa.pereslavl.ru

Статья посвящена обзору методов построения и применения инвариантов как устойчивых дескрипторов изображений, необходимых для распознавания образов. Отмечается актуальность выделения существенных признаков, сохраняющих и передающих характерные особенности изображений, подвергнутых преобразованиям, что увеличивает вероятность получения правильного решения в условиях возможных флуктуаций и нестабильности окружающей среды. Показана принципиальная возможность совместного использования инвариантов и классификаторов в виде нейронных сетей для решения задач распознавания объектов различной природы. Нейронные сети прямого распространения, вероятностные и сверточные нейронные сети хорошо сочетаются с выделенными инвариантными дескрипторами. Введены основные понятия и определения, в частности дается определение инвариантности и субинвариантности информативных признаков к яркостным и геометрическим преобразованиям. Выполнен краткий анализ современного состояния исследований в предметной области по отечественным и зарубежным публикациям. Отмечается роль линий положения как инвариантов к яркостным преобразованиям, служащим для корректного совмещения изображений объектов. Однако наибольшее внимание отводится инвариантным моментам, основанным на построении полиномов специального вида. К ним относятся 3D-инварианты, собранные из различных источников и комбинированные Blur-AMI-инварианты, как функционалы, которые не меняются под воздействием аффинных преобразований. Отдельный вопрос связан с реализацией алгоритмов распознавания образов в условиях ограниченных ресурсов, что свойственно бортовым вычислительным комплексам малых беспилотных летательных аппаратов при определении местоположения и слежения за динамическими объектами на основе видеокамер. Рассмотрены методы ускорения вычислений с аппаратной поддержкой. Задачи рекомендуется реализовывать набором функций семейства CORDIC. Отмечается актуальность задачи построения периодических расписаний с совмещением циклов как наиболее естественных для специализированных устройств, работающих с изображениями. Выполненный обзор публикаций может быть полезен для исследователей, занимающихся задачами построения алгоритмов распознавания в бортовых роботизированных системах.

Ключевые слова: инварианты, инвариантные моменты, линии положения, распознавание образов, обзор публикаций, летательный аппарат, бортовые системы, автономность, конвейерные вычисления, аппаратно-программная реализация

REVIEW OF IMAGE RECOGNITION METHODS BASED ON BRIGHTNESS INVARIANTS AND GEOMETRIC TRANSFORMATIONS

¹Abramov N.S., ¹Fralenko V.P., ^{2,3}Khachumov M.V.

¹Ailamazyan Program Systems Institute of Russian Academy of Sciences, Pereslavl-Zalesky;

²Federal Research Center «Computer Science and Control» of Russian Academy of Sciences, Moscow;

³Peoples' Friendship University of Russia, Moscow, e-mail: n-say@nsa.pereslavl.ru

The article is devoted to a review of methods for constructing and using invariants as stable image descriptors necessary for pattern recognition. The relevance of highlighting significant features that preserve and transmit the characteristic features of images subjected to transformations is noted, which increases the likelihood of obtaining the right solution in the conditions of possible fluctuations and instability of the environment. The fundamental possibility of sharing invariants and classifiers in the form of neural networks to solve problems of recognizing objects of various nature is shown. Direct distribution neural networks, probabilistic and convolutional neural networks combine well with distinguished invariant descriptors. The basic concepts and definitions are introduced, in particular, the definition of the invariance and subinvariance of informative features to brightness and geometric transformations is given. A brief analysis of the current state of research in the subject area on domestic and foreign publications is performed. The role of position lines as invariants to brightness transformations, which serve for the correct combination of images of objects, is noted. However, the most attention is given to invariant moments based on the construction of polynomials of a special form. These include 3D-invariants collected from various sources and combined Blur-AMI-invariants, as functionals that do not change under the influence of affine transformations. A separate issue is related to the implementation of pattern recognition algorithms in the conditions of limited resources, which is characteristic of on-board computer systems of small unmanned aerial vehicles in determining the location and tracking of dynamic objects based on video cameras. Methods of accelerating computations with hardware support are considered. Tasks are recommended to be implemented by a set of functions of the CORDIC family. The urgency of the task of constructing periodic schedules with combining cycles as the most natural for specialized devices that work with images, is noted. The performed review of publications can be useful for researchers involved in the tasks of constructing recognition algorithms in on-board robotic systems.

Keywords: invariants, invariant moments, position lines, pattern recognition, review of publications, aircraft, airborne systems, autonomy, conveyor computing, hardware and software implementation

В настоящее время наблюдается повышенный интерес к задаче распознавания образов в различных приложениях. Актуальность данного научного направления подтверждается большим числом разнообразных методов и подходов, опирающихся в том числе на искусственные нейронные сети, марковские модели, анализ главных компонент, анализ вейвлетов, метод опорных векторов и др. инструменты. Высокие результаты в сфере обработки графической информации и распознавания образов в ней получены как отечественными, так и зарубежными авторами (В.А. Сойфер, Ю.И. Журавлев, П.А. Бакут, Я.А. Фурман, I.E. Sobel, L.G. Roberts, W.K. Pratt и др.).

У графических образов есть характеристики, не зависящие, например, от уровня освещения, контраста, гаммы, угла поворота, общего качества изображения. Эти характеристики – инварианты. В работах А.А. Шмидта, С.И. Аверина, Е.П. Путькина, B. Zitová, T. Suk, J. Flusser, R. Dib, F. Baker, N. Zaeri, E.L. Hall, R.Y. Wong, M.K. Hu выполнена систематизация знаний об использовании инвариантов в сфере обработки графических данных и классификации. Следует отметить, что задача качественного распознавания в настоящее время считается актуальной и нерешенной, так как известные подходы не дают приемлемых результатов при колебаниях освещения и всем многообразии возможных ракурсов съемки объектов различной природы. Например, в случае движения целевых объектов на видеопоследовательности из-за искажений и яркостных шумов имеет место низкая точность и полнота распознавания.

Исследование посвящено обзору методов распознавания образов. Выделяются особенности различных подходов к решению задачи распознавания образов, в том числе учитывающих свойства яркостных и геометрических инвариантов изображений.

Материалы и методы исследования

Основные понятия и определения

Здесь будем опираться частично на определения, содержащиеся в работе [1].

Инвариант – интегральный дескриптор изображений, отражающий их яркостные и/или геометрические параметры, обладающий устойчивостью к яркостным и/или аффинным преобразованиям. Функционал или дескриптор инварианта определяется так, что сохраняет свои значения при использовании допустимых преобразований, в том числе операторов, изменяющих вид изображения в худшую сторону, при

этом значения функционала для разных изображений – разные.

Наиболее значимые – яркостные инварианты, устойчивые к мультипликативным и/или аддитивным вариациям яркости. Полезным инструментом может служить подход, связанный с выделением линий положения, не зависящих от смены освещенности [2].

Алгебраическим инвариантом назовем дескриптор изображения, построенный на основе степенных моментов, являющийся инвариантным к аффинным и/или иным преобразованиям. Примером служат инвариантные моменты H_u [3], эффективные как признаки при трекинге и классификации объектов с меняющейся ориентацией. Субинвариантными инвариантами назовем дескрипторы изображения, степень изменения которых при аффинных и/или яркостных преобразованиях находится в допустимых, фиксированных пределах, достаточных для качественной классификации целевых объектов. Практически все дескрипторы реальных изображений являются субинвариантами, поскольку чувствительны к изменениям внешней среды.

Анализ современного состояния исследований в предметной области

В решении задачи классификации важным этапом является выбор системы признаков / информативных параметров. Извлечение признаков, являющихся инвариантами, часто является эвристическим. Далее приведем анализ основных особенностей наиболее актуальных на сегодня методов для работы с образами.

Метод опорных векторов (Support Vector Machines, SVM) [4] применяется в задачах регрессионного анализа и при классификации. Метод основывается на выделении гиперплоскости в пространстве информативных признаков. Эта гиперплоскость должна разделить классы образов. Из недостатков отмечается необходимость значительных затрат времени при настройке классификатора, существенные объемы используемой оперативной памяти.

Алгоритм AdaBoost [5] эффективно применяется при поиске целевых объектов в потоках графической информации. Например, система поиска целевых объектов, опирающаяся на AdaBoost [6], показала свою эффективность по точности и скорости работы. В качестве признаков можно использовать, например, вейвлеты Хаара. Очевидным является использование методов снижения размерности пространства признаков. В качестве положительных качеств алгоритма можно указать высокую точность и наглядность математического аппарата. Недоста-

ток – необходимость использования существенного объема обучающих примеров.

Скрытые марковские модели [7] описываются на пространственные особенности сигналов и их статистические характеристики. Модель включает подмножества скрытых и наблюдаемых состояний, матрицу переходных вероятностей и начальную вероятность состояний. При распознавании выполняется проверка того, что имеет место максимум вероятности, что ряд наблюдений за анализируемым объектом интереса сформирован определенной моделью. Однако метод требует подбора параметров модели для каждой обучающей выборки.

Метод линейного дискриминантного анализа (Linear Discriminant Analysis, LDA) [8] содержит этап проекции пространства целевых объектов на признаковое пространство. При этом выполняются условия минимизации/максимизации внутриклассовых и межклассовых расстояний в признаковом пространстве. Метод используется в задаче уменьшения размерности пространства признаков. Остается нераскрытым вопрос об использовании LDA при одновременном варьировании ракурса и освещенности изображений.

Рассмотрим далее некоторые публикации, в которых применялись различные инварианты.

Анализ контуров в методах обработки видеоданных с объектами известной формы эффективен ввиду того, что контур является самой информативной информацией о них. Мы можем делать аналитические описания контуров, не меняющиеся при сдвиге, повороте и изменении масштабов целевых объектов [9]. В работе [10] поиск инвариантов осуществляется на основе преобразований Хаффа. Следует указать на работу [11], ориентированную на обработку 3D-изображений, отметим, однако, малую исследованность 3D-распознавания целевых объектов. В статье [12] выполняется сопоставление графических образов путем поиска «критических» опорных точек перегиба, взаимопересечений, максимума кривизны и пр.

Большое внимание уделяется построению универсальных инвариантов, не требующих рассмотрения внутренней структуры изображения. В частности, этому условию удовлетворяют инварианты Ну. В работе [13] использовался информационный вектор 11 инвариантов, а в исследовании [14] рассмотрены свойства моментов Ну. Выявлено, что инвариантные моменты обладают существенно отличающейся чувствительностью к вариациям входных данных. Отметим работу [15], систематизирующую знания об использовании ин-

вариантов. В работе [16] инвариантные моменты применялись для распознавания рукописных цифр.

Актуальной областью исследований, на наш взгляд, является распознавание с использованием комбинированных подходов. В том числе можно изучить методы совмещенного применения инвариантов и нейронных сетей в задачах распознавания объектов различной природы. Нейронные сети прямого распространения, вероятностные и сверточные нейронные сети эффективно работают с выделенными инвариантными дескрипторами. Нейросетевые классификаторы успешно апробированы в работе с данными телеметрии с датчиков космических аппаратов [17].

Научная идея заключается в разработке и исследовании яркостных и геометрических инвариантов как интегральных дескрипторов с целью построения на их основе эффективных алгоритмов распознавания образов в условиях яркостной и геометрической неустойчивости изображений. Подобная интеграция приводит к существенному снижению размерности признакового пространства при одновременном повышении качества распознавания в нестабильных условиях внешней среды [18].

Методы построения инвариантов как интегральных признаков для задачи распознавания

Будем исследовать яркостную функцию изображения как процесс, а именно – случайный и стационарный. В такой постановке задачи целевые признаки обрабатываемого изображения – числовые сведения о случайном процессе. Достаточно часто применяемые характеристики – нормализованная гистограмма распределения яркостных значений на изображении $p(z_i) = n_i/n$, где n_i – число пикселей яркости уровня z_i ($i = 0, \dots, L-1$), n – общее количество пикселей изображения, L – количество возможных значений яркости. Величина $p(z_i)$ – оценка вероятности обнаружения на снимке пикселя с яркостью z_i , таким образом, выполняется условие

$$\sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) = 1.$$

В исследованиях [3, 19] предложены 7 инвариантов к аффинным преобразованиям. Легко проверяется, используя подстановки и преобразования, что инварианты Ну устойчивы к операциям сдвига и масштабирования. В работе [20] осуществлена проверка группы 2D-инвариантов. Работа подтвердила корректность формул инвариантных моментов, были подсчитаны уровни их устойчивости. Однако это верно лишь для неискаженных изображений. В реаль-

ности же объекты на снимках имеют разнообразные дефекты и подвержены тем или иным преобразованиям. Таким образом, в такой ситуации мы имеем дело с «псевдоинвариантами», чувствительными к шумам и искажениям формы объектов, что приводит к необходимости создания представительных обучающих выборок графических изображений. Нетрудно убедиться в том, что моменты для полутонных объектов очень чувствительны к изменениям освещенности.

Определим центральные моменты изображения

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y),$$

где $\bar{x}, \bar{y}$ – центр тяжести образа, моменты m_{pq} – моменты порядка не выше $(p + q) = 3$,

$f(x, y)$ – яркостная функция растрового изображения. Качество исходных изображений прямым образом оказывает влияние на результаты классификации [21], по умолчанию считаем, что исходные данные превосходного качества, отсутствует необходимость в предобработке. Задача определения расстояний до наблюдаемого объекта с использованием моментов решается в работе [14].

Использование инвариантов для распознавания лиц для плоского случая было рассмотрено в работе [22], рассмотрим далее 3D-случай. Пусть $\rho(x, y, z)$ – непрерывная 3D-функция яркости точек. Для успешного сопоставления 3D-образов необходимы инвариантные к аффинным преобразованиям моменты. С использованием работ [23–25] нами были отобраны следующие инварианты:

$$I_1 = \mu_{200} + \mu_{020} + \mu_{002};$$

$$I_2 = \mu_{200}\mu_{020} + \mu_{200}\mu_{002} + \mu_{020}\mu_{002} - \mu_{101}^2 - \mu_{110}^2 - \mu_{011}^2;$$

$$I_3 = \mu_{200}\mu_{020}\mu_{002} - \mu_{002}\mu_{110}^2 - \mu_{020}\mu_{101}^2 - \mu_{200}\mu_{011}^2 + 2\mu_{110}\mu_{101}\mu_{011} - \mu_{011}^2 - \mu_{101}^2;$$

$$I_4 = \mu_{200}^2 + \mu_{020}^2 + \mu_{002}^2 + 2\mu_{110}^2 + 2\mu_{101}^2 + 2\mu_{011}^2;$$

$$I_5 = \mu_{200}^3 + 3\mu_{200}\mu_{110}^2 + 3\mu_{200}\mu_{101}^2 + 3\mu_{110}^2 + 3\mu_{101}^2\mu_{020} + 3\mu_{101}^2\mu_{002} + \\ + \mu_{020}^3 + 3\mu_{020}\mu_{011}^2 + 3\mu_{011}^2\mu_{002} + \mu_{002}^3 + 6\mu_{110}\mu_{101}\mu_{011};$$

$$I_6 = \mu_{300}^2 + \mu_{030}^2 + \mu_{003}^2 + 3\mu_{210}^2 + 3\mu_{201}^2 + 3\mu_{120}^2 + 3\mu_{102}^2 + 3\mu_{021}^2 + 3\mu_{012}^2 + 6\mu_{111}^2;$$

$$I_7 = \mu_{300}^2 + 2\mu_{300}\mu_{120} + 2\mu_{300}\mu_{102} + 2\mu_{210}\mu_{030} + 2\mu_{210}\mu_{030} + 2\mu_{201}\mu_{003} + \mu_{030}^2 + 2\mu_{030}\mu_{012} + \\ + 2\mu_{021}\mu_{003} + \mu_{003}^2 + \mu_{210}^2 + 2\mu_{210}\mu_{012} + 2\mu_{201}\mu_{021} + \mu_{120}^2 + 2\mu_{120}\mu_{102} + \mu_{102}^2 + \mu_{021}^2 + \mu_{012}^2.$$

Данный набор 3D-инвариантов обеспечивает возможности для эффективного распознавания. Подход к решению оптимизационной задачи наведения 3D-моделей на 2D-изображения объектов рассмотрен в [26].

Комбинированные инварианты изображений

Существуют инварианты, нечувствительные к нарушениям фокуса средств технического зрения, атмосферным возмущениям, смещениям объектов и даже к разнообразным интерполяциям изображений. Это Blur-инварианты [27]. В свою очередь известны АМІ-инварианты, которые обладают устойчивостью к аффинным преобразованиям [28]. Разработаны комбинированные СВАІ-инварианты, объединяющие перечисленные выше достоинства [29].

Пусть $I(\mu_{00}, \dots, \mu_{pq})$ – инвариант, устойчивый к аффинным преобразованиям, тогда СВАІ-инвариантом будет следующий: $I(C(0; 0), \dots, C(P; Q))$, где $C(i; j)$ – Blur-инвариант. Установим порядок вычисления СВАІ-инвариантов:

1) поиск начальных моментов:

$$m_{00} = \sum \sum B(i, j); m_{01} = \sum \sum (j B(i, j)); m_{10} = \sum \sum (i B(i, j)),$$

где i, j – координаты, а B – функция яркости;

2) нахождение центра масс:

$$XCenter = m_{10} / m_{00};$$

$$YCenter = m_{01} / m_{00};$$

3) нахождение центральных моментов вплоть до седьмого порядка, $(p+q) \leq 7$:

$$\mu_{pq} = \sum \sum \left((i - XCenter)^p (j - YCenter)^q B(i, j) \right);$$

4) поиск Blur-инвариантов вплоть до седьмого порядка:

$$\beta_{00} = \mu_{00};$$

$$\beta_{30} = \mu_{30}; \beta_{21} = \mu_{21}; \beta_{12} = \mu_{12}; \beta_{03} = \mu_{03};$$

$$\beta_{50} = \mu_{50} - 10\mu_{30}\mu_{20} / \mu_{00};$$

$$\beta_{41} = \mu_{41} - 2(3\mu_{21}\mu_{20} + 2\mu_{30}\mu_{11}) / \mu_{00};$$

$$\beta_{32} = \mu_{32} - (3\mu_{12}\mu_{20} + \mu_{30}\mu_{02} + 6\mu_{21}\mu_{11}) / \mu_{00};$$

$$\beta_{23} = \mu_{23} - (3\mu_{21}\mu_{02} + \mu_{03}\mu_{20} + 6\mu_{12}\mu_{11}) / \mu_{00};$$

$$\beta_{14} = \mu_{14} - 2(3\mu_{12}\mu_{02} + 2\mu_{03}\mu_{11}) / \mu_{00};$$

$$\beta_{05} = \mu_{05} - 10\mu_{03}\mu_{02} / \mu_{00};$$

$$\beta_{70} = \mu_{70} - 7(3\mu_{50}\mu_{20} + 5\mu_{30}\mu_{40}) / \mu_{00} + 210\mu_{30}\mu_{20}^2 / \mu_{00}^2;$$

$$\beta_{61} = \mu_{61} - (6\mu_{50}\mu_{11} + 15\mu_{41}\mu_{20} + 15\mu_{40}\mu_{21} + 20\mu_{31}\mu_{30}) / \mu_{00} + 30(3\mu_{21}\mu_{20}^2 + 4\mu_{30}\mu_{20}\mu_{11}) / \mu_{00}^2;$$

$$\beta_{52} = \mu_{52} - (\mu_{50}\mu_{02} + 10\mu_{30}\mu_{22} + 10\mu_{32}\mu_{20} + 20\mu_{31}\mu_{21} + 10\mu_{41}\mu_{11} + 5\mu_{40}\mu_{12}) / \mu_{00} + 10(3\mu_{12}\mu_{20}^2 + 2\mu_{30}\mu_{20}\mu_{02} + 4\mu_{30}\mu_{11}^2 + 12\mu_{21}\mu_{20}\mu_{11}) / \mu_{00}^2;$$

$$\beta_{43} = \mu_{43} - (\mu_{40}\mu_{03} + 18\mu_{21}\mu_{22} + 12\mu_{31}\mu_{12} + 4\mu_{30}\mu_{13} + 3\mu_{41}\mu_{02} + 12\mu_{32}\mu_{11} + 6\mu_{23}\mu_{20}) / \mu_{00} + 6(\mu_{03}\mu_{20}^2 + 4\mu_{30}\mu_{11}\mu_{02} + 12\mu_{21}\mu_{11}^2 + 12\mu_{12}\mu_{20}\mu_{11} + 6\mu_{21}\mu_{02}\mu_{20}) / \mu_{00}^2;$$

$$\beta_{34} = \mu_{34} - (\mu_{04}\mu_{30} + 18\mu_{12}\mu_{22} + 12\mu_{13}\mu_{21} + 4\mu_{03}\mu_{31} + 3\mu_{14}\mu_{20} + 12\mu_{23}\mu_{11} + 6\mu_{32}\mu_{02}) / \mu_{00} + 6(\mu_{30}\mu_{02}^2 + 4\mu_{03}\mu_{11}\mu_{20} + 12\mu_{12}\mu_{11}^2 + 12\mu_{21}\mu_{02}\mu_{11} + 6\mu_{12}\mu_{20}\mu_{02}) / \mu_{00}^2;$$

$$\beta_{25} = \mu_{25} - (\mu_{05}\mu_{20} + 10\mu_{03}\mu_{22} + 10\mu_{23}\mu_{02} + 20\mu_{13}\mu_{12} + 10\mu_{14}\mu_{11} + 5\mu_{04}\mu_{21}) / \mu_{00} + 10(3\mu_{21}\mu_{02}^2 + 2\mu_{03}\mu_{02}\mu_{20} + 4\mu_{03}\mu_{11}^2 + 12\mu_{12}\mu_{02}\mu_{11}) / \mu_{00}^2;$$

$$\beta_{16} = \mu_{16} - (6\mu_{05}\mu_{11} + 15\mu_{14}\mu_{02} + 15\mu_{04}\mu_{12} + 20\mu_{13}\mu_{03}) / \mu_{00} + 30(3\mu_{12}\mu_{02}^2 + 4\mu_{03}\mu_{02}\mu_{11}) / \mu_{00}^2;$$

$$\beta_{07} = \mu_{07} - 7(3\mu_{05}\mu_{02} + 5\mu_{03}\mu_{04}) / \mu_{00} + 210\mu_{03}\mu_{02}^2 / \mu_{00}^2.$$

5) поиск CBAI-инвариантов:

$$CBAI_1 = (\beta_{30}^2 \beta_{03}^2 - 6\beta_{30}\beta_{21}\beta_{12}\beta_{03} + 4\beta_{30}\beta_{12}^3 + 4\beta_{21}^3\beta_{03} - 3\beta_{21}^2\beta_{12}^2) / \beta_{00}^{10};$$

$$CBAI_2 = (\beta_{50}^2 \beta_{05}^2 - 10\beta_{50}\beta_{41}\beta_{14}\beta_{05} + 4\beta_{50}\beta_{32}\beta_{23}\beta_{05} + 16\beta_{50}\beta_{32}\beta_{14}^2 - 12\beta_{50}\beta_{23}^2\beta_{14} + 16\beta_{41}^2\beta_{23}\beta_{05} + 9\beta_{41}^2\beta_{14}^2 - 12\beta_{41}\beta_{32}\beta_{23}\beta_{05} - 76\beta_{41}\beta_{32}\beta_{23}\beta_{14} + 48\beta_{41}\beta_{23}^3 + 48\beta_{32}^3\beta_{14} - 32\beta_{32}^2\beta_{23}^2) / \beta_{00}^{14};$$

$$CBAI_3 = (\beta_{30}^2 \beta_{12} \beta_{05} - \beta_{30}^2 \beta_{03} \beta_{14} - \beta_{30} \beta_{21}^2 \beta_{05} - 2 \beta_{30} \beta_{21} \beta_{12} \beta_{14} + 4 \beta_{30} \beta_{21} \beta_{03} \beta_{23} + \\ 2 \beta_{30} \beta_{12}^2 \beta_{23} - 4 \beta_{30} \beta_{12} \beta_{03} \beta_{32} + \beta_{30} \beta_{03}^2 \beta_{41} + 3 \beta_{21}^3 \beta_{14} - 6 \beta_{21}^2 \beta_{12} \beta_{23} - \\ 2 \beta_{21}^2 \beta_{03} \beta_{32} + 6 \beta_{21} \beta_{12}^2 \beta_{32} + 2 \beta_{21} \beta_{12} \beta_{03} \beta_{41} - \beta_{21} \beta_{03}^2 \beta_{50} - 3 \beta_{12}^3 \beta_{41} + \beta_{12}^2 \beta_{03} \beta_{50}) / \beta_{00}^{11};$$

$$CBAI_4 = (2 \beta_{30} \beta_{12} \beta_{41} \beta_{05} - 8 \beta_{30} \beta_{12} \beta_{32} \beta_{14} + 6 \beta_{30} \beta_{12} \beta_{23}^2 - \beta_{30} \beta_{03} \beta_{50} \beta_{05} + 3 \beta_{30} \beta_{03} \beta_{41} \beta_{14} - 2 \beta_{30} \beta_{03} \beta_{32} \beta_{23} - \\ 2 \beta_{21}^2 \beta_{41} \beta_{05} + 8 \beta_{21}^2 \beta_{32} \beta_{14} - 6 \beta_{21}^2 \beta_{23}^2 + \beta_{21} \beta_{12} \beta_{50} \beta_{05} - 3 \beta_{21} \beta_{12} \beta_{41} \beta_{14} + 2 \beta_{21} \beta_{12} \beta_{32} \beta_{23} + \\ 2 \beta_{21} \beta_{03} \beta_{50} \beta_{14} - 8 \beta_{21} \beta_{03} \beta_{41} \beta_{23} + 6 \beta_{21} \beta_{03} \beta_{32}^2 - 2 \beta_{12}^2 \beta_{50} \beta_{14} + 8 \beta_{12}^2 \beta_{41} \beta_{23} - 6 \beta_{12}^2 \beta_{32}^2) / \beta_{00}^{12};$$

$$CBAI_5 = (\beta_{30} \beta_{41} \beta_{23} \beta_{05} - \beta_{30} \beta_{41} \beta_{14}^2 - \beta_{30} \beta_{32}^2 \beta_{05} + 2 \beta_{30} \beta_{32} \beta_{23} \beta_{14} - \beta_{30} \beta_{23}^3 - \beta_{21} \beta_{50} \beta_{23} \beta_{05} + \\ \beta_{21} \beta_{50} \beta_{14}^2 + \beta_{21} \beta_{41} \beta_{32} \beta_{05} - \beta_{21} \beta_{41} \beta_{23} \beta_{14} - \beta_{21} \beta_{32}^2 \beta_{14} + \beta_{21} \beta_{32} \beta_{23}^2 + \beta_{12} \beta_{50} \beta_{32} \beta_{05} - \\ \beta_{12} \beta_{50} \beta_{23} \beta_{14} - \beta_{12} \beta_{41}^2 \beta_{05} + \beta_{12} \beta_{41} \beta_{32} \beta_{14} + \beta_{12} \beta_{41} \beta_{23}^2 - \beta_{12} \beta_{32}^2 \beta_{23} - \beta_{03} \beta_{50} \beta_{32} \beta_{14} + \\ \beta_{03} \beta_{50} \beta_{23}^2 + \beta_{03} \beta_{41}^2 \beta_{14} - 2 \beta_{03} \beta_{41} \beta_{32} \beta_{23} + \beta_{03} \beta_{32}^3) / \beta_{00}^{13};$$

$$CBAI_6 = (\beta_{70}^2 \beta_{07}^2 - 14 \beta_{70} \beta_{61} \beta_{16} \beta_{07} + 18 \beta_{70} \beta_{52} \beta_{25} \beta_{07} + 24 \beta_{70} \beta_{52} \beta_{16}^2 - 10 \beta_{70} \beta_{43} \beta_{34} \beta_{07} - 60 \beta_{70} \beta_{43} \beta_{25} \beta_{16} + \\ 40 \beta_{70} \beta_{34}^2 \beta_{16} + 24 \beta_{61}^2 \beta_{25} \beta_{07} + 25 \beta_{61}^2 \beta_{16}^2 - 60 \beta_{61} \beta_{52} \beta_{34} \beta_{07} - 234 \beta_{61} \beta_{52} \beta_{25} \beta_{16} + 40 \beta_{61} \beta_{43}^2 \beta_{07} + \\ 50 \beta_{61} \beta_{43} \beta_{34} \beta_{16} + 360 \beta_{61} \beta_{43} \beta_{25}^2 - 240 \beta_{61} \beta_{34}^2 \beta_{25} + 360 \beta_{52}^2 \beta_{34} \beta_{16} + 81 \beta_{52}^2 \beta_{25}^2 - 240 \beta_{52} \beta_{43}^2 \beta_{16} - \\ 990 \beta_{52} \beta_{43} \beta_{34} \beta_{25} + 600 \beta_{52} \beta_{34}^3 + 600 \beta_{43}^3 \beta_{25} - 375 \beta_{43}^2 \beta_{34}^2) / \beta_{00}^{18}.$$

В монографии [15] был найден проективный инвариант в виде бесконечного ряда с произведениями моментов с отрицательными / положительными величинами p и q .

Методы ускорения вычислений с аппаратной поддержкой

Существуют методы построения специализированных алгоритмов и устройств для бортовых систем отображения и обработки графической информации в реальном масштабе времени [30, 31], проблеме построения периодических расписаний с совмещением циклов как наиболее естественных для специализированных устройств, работающих с изображениями, посвящены работы [32, 33]. Решение задач управления и распознавания в бортовых комплексах летательных аппаратов приводит к необходимости вычисления тригонометрических и других элементарных функций, к решению систем линейных и нелинейных уравнений, вычислению сложных арифметических выражений. В условиях ограничений на исполнительные ресурсы задача сводится к оптимизации структур специализированных вычислительных устройств, минимизации аппаратных затрат и синтезу устройств управления. В этой связи предлагаются методы автоматизации построения вычислителей, оптимизированных под задачи обработки графической информации [34] и управления подсистемами летательных аппаратов [35, 36].

Добавим сюда задачи и функции, реализуемые в системах управления летательными аппаратами [36], включая системы обработки графической информации [37], определения местоположения и ориентации, высокоточного наведения бортовых поворотных камер и др. Решение этих задач реализуется набором функций семейства CORDIC, в состав которого входят операции «множительно-делительная», «поворот», «вектор», «вычисление квадратного корня», прямые и обратные тригонометрические функции [38]. Достоинствами метода CORDIC являются возможность вычисления крупных геометрических и составных операций, преимущество в скорости вычисления элементарных функций по сравнению с методами полиномиальной аппроксимации для последовательных машин; наличие в вычислениях только «коротких» операций сдвига и алгебраического сложения; возможность эффективной реализации, как в специализированных, так и универсальных процессорах. В настоящее время известны такие области применения метода CORDIC, как решение траекторных задач, управление бортовыми камерами, цифровая обработка сигналов, вычисление элементарных функций.

Результаты исследования и их обсуждение

Приведенный в работе обзор показал, что для решения задач распознавания об-

разов целесообразно использовать методы инвариантных моментов. Показано, что в реальных условиях нестабильной внешней среды они являются в общем случае субинвариантами к яркостным шумам или геометрическим преобразованиям аффинного типа. Предложено использование алгоритмов CORDIC в бортовых вычислительных системах. Являясь итерационными, алгоритмы CORDIC имеют естественный параллелизм только на уровне отдельных итерационных формул. Распараллеливание возможно за счет представления ряда функций семейства в виде разрядно-параллельных вычислительных схем [39, 40].

Заключение

Рассмотрены подходы и методы, которые образуют методологическую основу для решения задач распознавания образов в условиях нестабильной внешней среды. Методология включает применение инвариантных моментов, линий положения, нейросетевых классификаторов. Специальный вычислительный метод CORDIC эффективен в бортовых вычислительных комплексах роботизированных систем с ограниченными ресурсами. Прикладная значимость рассмотренных методов и алгоритмов заключается в возможности построения на их основе универсальных инструментальных средств и программного обеспечения, адаптируемого к различным графическим объектам распознавания, включая аэрокосмические снимки.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ: проект № 20-07-00022-а «Разработка и исследование методов распознавания образов на основе инвариантов к яркостным и геометрическим преобразованиям в системах технического зрения беспилотных летательных аппаратов»; проект № 18-07-00025-а «Методы информационно-вычислительной и интеллектуальной поддержки автономного режима функционирования беспилотных летательных аппаратов и их группировок средствами наземных и бортовых станций управления».

Список литературы

1. Нгуен З.Т. Анализ инвариантных моментов в задачах масштабирования и вращения изображений: автореф. дис. ... канд. физ.-мат. наук. Москва, 2018. 27 с.
2. Хачумов В.М. Введение в методы распознавания образов: учебное пособие. М.: РУДН, 2015. 150 с.
3. Hu M.K. Visual pattern recognition by moment invariants. IRE Transactions on Information Theory. 1962. Vol. 8. P. 179–187. DOI: 10.1109/TIT.1962.1057692.
4. Метод опорных векторов – Supported Vector Machine (SVM). [Электронный ресурс]. URL: <http://statistica.ru/branches-maths/metod-opornykh-vektorov-supported-vector-machine-svm/> (дата обращения: 10.05.2020).
5. AdaBoost, 2016. [Electronic resource]. URL: <http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=AdaBoost> (date of access: 10.05.2020).
6. Буй Т.Ч., Спицын В.Г., Фан Н.Х. Распознавание лиц на основе применения метода Виолы – Джонса, вейвлет-преобразования и метода главных компонент // Известия Томского политехнического университета. 2012. Т. 320. № 5. С. 54–59.
7. S. de Haan-Rietdijk, Kuppens P., Bergeman C.S., Sheeber L.B., Allen N.B., Hamaker E.L. On the use of mixed Markov models for intensive longitudinal data. Multivariate Behavioral Research. 2017. Vol. 52. No. 6. P. 747–767. DOI: 10.1080/00273171.2017.1370364.
8. Linear Discriminant Analysis – Bit by Bit. [Electronic resource]. URL: https://sebastianraschka.com/Articles/2014_pythons_lda.html (date of access: 10.05.2020).
9. Охотников С.А. Распознавание видеоизображений объектов заданной формы на основе анализа их контуров: дис. ... канд. техн. наук. Йошкар-Ола, 2014. 155 с.
10. Калмыков В.Г., Вишневецкий В.В. Анализ контуров объектов в бинарных изображениях // Математические машины и системы. 1997. № 2. С. 68–71.
11. Баев А.А., Морозовский К.В., Рожнецов А.А. Модифицированное обобщенное преобразование Хафа для обработки трёхмерных изображений с неизвестными параметрами вращения и масштабирования // Автометрия. 2013. № 2. С. 30–41.
12. Freeman H. Shape description via the use of critical points. Pattern Recognition. 1978. Vol. 10. No. 3. P. 159–166.
13. Baker F., Dib R., Zaeri N. Thermal face recognition using moments invariants. International Journal of Signal Processing Systems. 2015. Vol. 3. No. 2. P. 94–99. DOI: 10.1016/0031-3203(78)90024-9.
14. Абрамов Н.С., Хачумов В.М. Распознавание на основе инвариантных моментов // Вестник РУДН. Серия: Математика. Информатика. Физика. 2014. № 2. С. 142–149.
15. Flusser J., Suk T., Zitová B. Moments and moment invariants in pattern recognition. John Wiley & Sons Ltd., 2009. 296 p. DOI: 10.1002/9780470684757.
16. Жетимекова Г.Ж. Распознавания для вариантных и инвариантных образов // Молодой ученый. 2015. № 9. С. 120–124.
17. Абрамов Н.С., Талалаев А.А., Фраленко В.П., Хачумов В.М., Шишкин О.Г. Высокопроизводительная нейросетевая система мониторинга состояния и поведения подсистем космических аппаратов по телеметрическим данным // Программные системы: теория и приложения. 2017. № 3. С. 109–131.
18. Хачумов В.М. О расширении функциональных возможностей искусственных нейронных сетей // Авиакосмическое приборостроение. 2008. № 5. С. 53–59.
19. Wong R.Y., Hall E.L. Scene matching with invariant moments. Computer Graphics and Image Processing. 1978. No. 8. P. 16–24. DOI: 10.1016/S0146-664X(78)80028-8.
20. Нгуен З.Т. Инварианты в задачах распознавания графических образов // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Математика, Информатика, Физика. 2016. № 1. С. 76–85.
21. Шакинов А.К. Алгоритмы подавления фона в задаче обнаружения точечных объектов на изображениях // Автометрия. 2014. № 4. С. 81–87.
22. Хачумов М.В., Нгуен З.Т. Задача распознавания лиц по фотографиям на основе инвариантных моментов // Современные проблемы науки и образования. 2015. № 2. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.science-education.ru/pdf/2015/2-2/855.pdf> (дата обращения: 10.05.2020).
23. Thakare N.M., Thakare V.M. A supervised hybrid methodology for pose and illumination invariant 3D face recognition. International Journal of Computer Applications. 2012. Vol. 47. No. 25. P. 24–29. DOI: 10.5120/7537-474.
24. Sommer I., Muller O., Domingues F.S., Sander O., Weickert J., Lengauer T. Moment invariants as shape recognition technique for comparing protein binding sites. Bioinform-

matics. 2007. Vol. 23. No. 23. P. 3139–3146. DOI: 10.1093/bioinformatics/btm503.

25. Suk T., Flusser J. 3D rotation invariants, 2012. [Electronic resource]. URL: <http://zoi.utia.cas.cz/3DRotationInvariants> (date of access: 10.05.2020).

26. Нгуен З.Т., Хачумов М.В. Метод наведения 3D-модели объекта на 2D-изображение на основе инвариантных моментов // Программные системы: теория и приложения. 2017. № 4. С. 209–220.

27. Chen B., Shu H., Zhang H., Coatrieux G., Luo L., Coatrieux J.L. Combined invariants to similarity transformation and to blur using orthogonal Zernike moments. IEEE Trans. Image Process. 2011. Vol. 20. No. 2. P. 345–360. DOI: 10.1109/TIP.2010.2062195.

28. Flusser J., Suk T. Affine moment invariants: a new tool for character recognition. Pattern Recognition Letters. 1994. Vol. 15. No. 4. P. 433–436. DOI: 10.1016/0167-8655(94)90092-2.

29. Suk T., Flusser J. Combined blur and affine moment invariants and their use in pattern recognition. Pattern Recognition. 2003. Vol. 36. P. 2895–2907. DOI: 10.1016/S0031-3203(03)00187-0.

30. Хачумов В.М. Аппаратные платформы и математическое обеспечение для бортовых систем управления малых летательных аппаратов // Научное обозрение. 2016. № 7. С. 114–122.

31. Хачумов М.В. Реализация алгоритмов навигации и управления в бортовых вычислительных комплексах летательных аппаратов // Программные системы: теория и приложения. 2016. № 2. С. 35–59.

32. Хачумов В.М. Оптимизация периодической обработки информации в специализированных устройствах. Ч. 1 // Информационные технологии и вычислительные системы. 2017. № 1. С. 62–76.

33. Хачумов В.М. Оптимизация периодической обработки информации в специализированных устройствах. Ч. 2 // Информационные технологии и вычислительные системы. 2017. № 4. С. 29–42.

34. Хачумов М.В. Моделирование процессов слежения бортовой видеокамерой летательного аппарата за динамической целью в возмущенной среде // Труды Четвертой всероссийской научной конференции молодых ученых с международным участием «Информатика, управление и системный анализ» (8–11 июня 2016 г., г. Тверь). Тверь, 2016. Т. 1. С. 78–84.

35. Абрамов Н.С., Макаров Д.А., Хачумов М.В. Управление пространственным движением летательного аппарата по заданному маршруту // Автоматика и телемеханика. 2015. № 6. С. 153–166.

36. Хачумов М.В. Задача автоматического управления летательным аппаратом в процессе преследования цели // Программные системы: теория и приложения. 2014. № 5. С. 67–77.

37. Khachumov M.V. Models of representation and clustering of weakly structured information. Artificial Intelligence and Decision Making. 2013. No. 4. P. 62–71.

38. Талалаев А.А., Хачумов М.В. Реализация CORDIC-ядра на основе вычислений с фиксированной точкой // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2017618711, дата приоритета: 13.06.2017, дата регистрации: 07.08.2017.

39. Хачумов В.М., Хачумов М.В. Конвейерные и разрядно-параллельные вычисления в бортовых системах навигации и управления. М.: Красанд, 2019. 208 с.

40. Хачумов В.М. Вычисление математических функций на основе разрядно-параллельных схем // Информационные технологии и вычислительные системы. 2016. № 3. С. 26–44.