

# Эффективность идентификации объектов на бинарных изображениях

А.Г. Ташлинский<sup>1</sup>, Р.Г. Магдеев<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Ульяновский государственный технический университет, Северный Венец, 32, Ульяновск, Россия 432027

<sup>2</sup>ОАО «Ульяновскнефть», ул. Минаева, 32, Ульяновск, Россия, 432017

**Аннотация.** Проведен сравнительный анализ корреляционно-экстремального метода, метода контурного анализа и метода псевдоградиентной идентификации при идентификации объектов на бинарном изображении для ситуации, когда возможные деформации идентифицируемого объекта по отношению к шаблону можно свести к модели подобия, то есть шаблон и изображение объекта могут отличаться масштабом, углом ориентации, сдвигом по базовым осям, а также аддитивным шумом. Идентификация объекта понимается как определение изображения объекта на исследуемом изображении с оценением его параметров.

## 1. Введение

Задача распознавания образов, как на отдельных изображениях, так и на видеопоследовательностях возникает в самых разных областях: от военного дела и систем безопасности до оцифровки аналоговых сигналов. Автоматизация решения этой задачи по-прежнему является сложной проблемой и с точки зрения теории и с точки зрения технической реализации [1,2]. При этом распознавание образов можно рассматривать как отнесение на основе исходных данных объекта на изображении к определенному классу (группе классов) путем сопоставления выделенных существенных признаков, характеризующих данный класс. Основная проблема при этом состоит в установлении соответствия между выделенным на исследуемом изображении объектом и заданным шаблоном на основе соотношения конечного набора некоторых свойств и признаков. В распознавании образов выделяют несколько направлений:

- распознавание множества предварительно заданных объектов или классов объектов на изображении;
- обнаружение объекта, заключающееся в проверке изображения или его части на соответствие определенным условиям;
- идентификация на изображении объекта с оценением его параметров и принятием решения.

В работе [3] показано, что задача идентификации изображений объектов по шаблону может быть сведена к поиску пространственного преобразования, которое минимизирует расстояние между искомым изображением и шаблоном в заданном метрическом пространстве.

В данном исследовании проведен сравнительный анализ эффективности корреляционно-экстремального метода (КЭМ) [4,5], метода контурного анализа (МКА) [6] и метода

псевдоградиентной идентификации (МППИ) [7,8] при идентификации объектов на бинарном изображении для ситуации, когда возможные деформации идентифицируемого объекта по отношению к шаблону можно свести к модели подобия [9], то есть шаблон и изображение объекта могут отличаться масштабом  $\kappa$ , углом ориентации  $\varphi$ , сдвигами  $\bar{h} = (h_x, h_y)^T$  по базовым осям  $Ox$  и  $Oy$ , а также аддитивным шумом.

МКА и МППИ работают непосредственно с изображением объектов или геометрическими признаками объектов на изображении (контурами). КЭМ может быть применен как для пространственной, так и для частотной областей. Сравнение выбранных методов проведено по вычислительной сложности и вероятности ложной идентификации объекта.

## 2. Оценка вычислительной сложности

Для оценки вычислительной сложности анализируемых методов используем число элементарных математических и логических операций, которые требуются для их реализации.

### 2.1. Корреляционно-экстремальный метод

КЭМ сводится к вычислению нормированной корреляционной функции исходного изображения и шаблона для всех заданных возможных значений области параметров преобразования [5]. Если в исходном изображении есть похожий фрагмент, то в области его расположения возникнет максимум корреляционной функции. Основными операциями КЭМ являются вычисление коэффициента корреляции для всех возможных положений объекта (со всеми шаблонами), нахождение максимума коэффициента корреляции и сравнение его с порогом, обеспечивающим заданную вероятность правильной идентификации. Вычислительная сложность КЭМ зависит от области определения возможных значений параметров и в пространственной области при размере изображения шаблона  $w \times l$  элементов примерно составляет:

$$C_{\text{КЭМ}}^{\text{П}} \approx 4k_{\kappa}k_{\varphi}k_{h_x}k_{h_y}(wl+1),$$

где:  $k_{h_x} = (W-w)/\Delta h$ ,  $k_{h_y} = (L-l)/\Delta h$ ,  $k_{\kappa} = (\kappa_{\text{max}} - \kappa_{\text{min}})/\Delta \kappa$  и  $k_{\varphi} = (\varphi_{\text{max}} - \varphi_{\text{min}})/\Delta \varphi$  - количество подшаблонов (число положений шаблона) для заданной области определения параметров  $\bar{h}$ ,  $\kappa$  и  $\varphi$  соответственно;  $\varphi_{\text{max(min)}}$  и  $\kappa_{\text{max(min)}}$  - максимальный (минимальный) угол поворота и коэффициент масштаба;  $\Delta \kappa$ ,  $\Delta \varphi$  и  $\Delta h$  - шаг изменения соответствующих параметров;  $W \times L$  - размер исследуемого изображения. Если ориентация объекта не ограничена, получаем:

$$C_{\text{КЭМ}}^{\text{П}} \approx \frac{8\pi(\kappa_{\text{max}} - \kappa_{\text{min}})(W-w)(L-l)(wl+1)}{(\Delta h)^2 \Delta \kappa \Delta \varphi}.$$

Некоторое снижение вычислительных затрат дает переход в частотную область в соответствии с дискретным преобразованием Фурье:

$$F(u, v) = \sum_{y=0}^{W-1} \sum_{x=0}^{L-1} Z(x, y) \cdot \exp \left[ -j \left( y \frac{2\pi u}{W} + x \frac{2\pi v}{L} \right) \right],$$

где:  $x, y$  - координаты отсчета изображения в пространственной области;  $u, v$  - координаты гармоники в частотной области. Большое быстродействие обеспечивает быстрое преобразование Фурье с вычислительной сложностью  $WL \log(WL)$ . Амплитудно-частотные характеристики позволяют исключить вычислительные затраты, связанные с нахождением параметров сдвига  $\bar{h}$ . Тогда вычислительная сложность КЭМ в частотной области:

$$C_{\text{КЭМ}}^{\text{Ч}} \approx \frac{2\pi(\kappa_{\text{max}} - \kappa_{\text{min}})(WL)(\log(WL) + 4)}{\Delta \kappa \Delta \varphi}.$$

### 2.2. Метод контурного анализа

МКА позволяет распознавать объекты, представленные их контурами, в частности, замкнутым контур-вектором [6]. Длина этого контура (число  $l$  элементарных векторов его составляющих), кодированного двумерным кодом, нормируется. Вычисляется нормированная корреляционная

функция контур-вектора и вектора, сформированного из шаблона путем циклического сдвига элементарных векторов (что задает взаимный сдвиг контуров). Превышение модулем корреляционной функции заданного порога соответствует идентификации объекта. Основные этапы МКА и требуемое для их реализации число элементарных операций в предположении использования для выделения границ объекта алгоритма Канни [10], в котором для подавления шумов применен фильтр Гаусса и быстрое преобразование Фурье [9], а для поиска градиентов - оператор Собеля [11], приведены в таблице 1.

**Таблица 1.** Вычислительная сложность МКА.

	Число операций
Подавление шумов	$2WL \log(WL)$
Поиск градиентов	$12WL$
Подавление локальных максимумов границ в направлении градиента	$8WL$
Поиск градиентов	$2WL$
Двойная пороговая фильтрация	$8WL$
Трассировка области неоднозначности	$2WL \log(WL)$
Представление контуров в векторном виде	$16(w+l)$
Нормализация длины контура	$4l$
Вычисление корреляции	$6l^2$

Таким образом, вычислительная сложность МКА составляет:

$$C_{\text{МКА}} \approx 2WL(\log(WL) + 15) + 16(w+l) + 6l^2 + 4l,$$

### 2.3. Метод псевдоградиентной идентификации

В МПГИ параметры  $\overset{\text{f}}{\alpha}$  идентификации ищутся рекуррентно [12]:

$$\overset{\text{f}}{\alpha}_t = \overset{\text{f}}{\alpha}_{t-1} - \Lambda_t \overset{\text{f}}{\beta}_t,$$

где  $\overset{\text{f}}{\beta}_t$  - псевдоградиент целевой функции  $Q$  качества идентификации, зависящий от  $\overset{\text{f}}{\alpha}_{t-1}$  и от номера итерации  $t = \overline{0, T}$ ;  $\Lambda_t$  - матрица усиления [5]. В задаче идентификации в качестве  $Q$  часто выбирается коэффициент межкадровой корреляции (КМК) [13, 14].

Эффективный рабочий диапазон оцениваемых параметров (в котором оценки при заданном числе итераций не выходят за требуемый доверительный интервал) МПГИ ограничен. Если он не покрывает область определения параметров, то для обеспечения покрытия требуется задание нескольких шаблонов с различными начальными приближениями параметров. Для повышения скорости сходимости оценок  $\bar{a}$  и расширения рабочего диапазона МПГИ к бинарным изображениям целесообразно применить низкочастотную фильтрацию, например, Гауссову. Это, как уже отмечалось, требует примерно  $2WL \log(WL)$  элементарных операций. Вычислительная сложность собственно псевдоградиентных процедур рассмотрена в работе [15] и составляет при использовании в качестве  $Q$  среднего квадрата межкадровой разности (СКМР) от  $(22\mu + 25)T$  до  $(52\mu + 20)T$  элементарных операций, при использовании в качестве  $Q$  выборочного КМК от  $(51\mu + 91)T$  до  $(69\mu + 48)T$  элементарных операций, где  $\mu$  - объем выборки отсчетов на каждой итерации, а  $T$  - число итераций.

Таким образом, вычислительная сложность МПГИ при использовании СКМР в среднем:

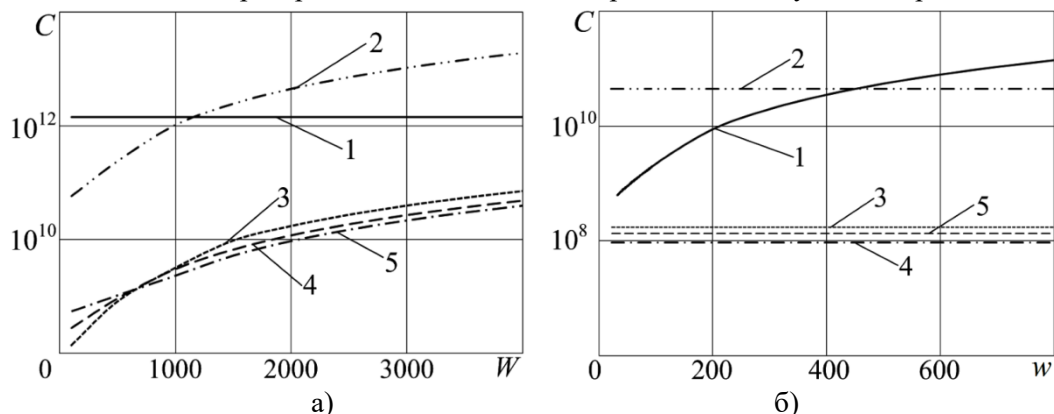
$$C_{\text{МПГИ}}^{\text{СКМР}} \approx 2MN(\log(MN) + 15) + (32\mu + 24)T,$$

при использовании ВКМК:

$$C_{\text{МПГИ}}^{\text{КМК}} \approx 2MN(\log(MN) + 15) + (60\mu + 70)T.$$

На рисунке 1,а приведены графики вычислительной сложности исследуемых методов от размера изображения при  $W=L$  и  $w=l=128$  элементов. Кривая 1 соответствует КЭМ в пространственной области при  $\kappa_{\text{max}}=1.4$ ,  $\kappa_{\text{min}}=0.6$ ,  $\Delta h=2$ ,  $\Delta \kappa=0.2$ ,  $\Delta \varphi=0.05$ ; кривая 2 – КЭМ

в частотной при тех же значениях параметров; кривая 3 – МКА при  $l = 50$ ; кривые 4 и 5 – МПГИ при  $\mu = 20$ ,  $T = 2000$  с в выборе в качестве  $Q$  СКМР и ВКМК соответственно (аналогичные обозначения кривых использованы и на остальных рисунках). Видно, что если изображение содержит меньше  $5 \cdot 10^5$  пикселей, то меньшую вычислительную сложность имеет МКА, если больше – МПГИ с СКМР. Вычислительная сложность КЭМ в пространственной области примерно на два порядка выше и от размера изображения носит примерно квадратичный характер, который на рисунке слабо выражен. Вычислительная сложность КЭМ в частотной области существенно зависит от размера изображения: при  $W \approx 500$  - она на порядок ниже, чем для пространственной области, а при  $W \approx 3500$  - уже на порядок выше.



**Рисунок 1.** Зависимость вычислительной сложности методов от размеров изображения (а) и объекта (б).

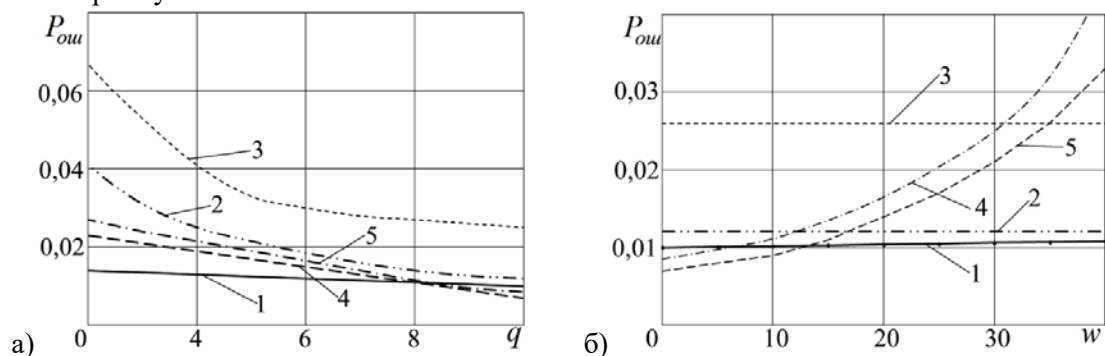
Графики вычислительной сложности от размера изображения объекта при  $w = l$  и постоянном размере изображения  $W = L = 1024$  и тех же характеристиках методов приведены на рисунке 1,б. Видно, что вычислительная сложность МКА, МПГИ, а также КЭМ в частотной области слабо зависит от размеров объекта, а для КЭМ в пространственной области – носит примерно квадратичный характер. Наименьший объем вычислений требует МПГИ с СКМР, наибольший – КЭМ.

Проведенный эксперимент с использованием компьютера с процессором AMD Athlon II X2 250 с частотой 3.00 ГГц при  $W = L = 512$ ,  $w = l = 256$  и 200 реализациях дал среднее время работы КЭМ в пространственной области около 18 минут, в частотной области – 2 минуты, МКА – 0.6 сек, МПГИ (СКМР) – 0,78 сек и МПГИ (КМК) – 0,92 сек. Необходимо заметить, что для МПГИ задавалось три начальных приближения по углу, поскольку эффективный рабочий диапазон метода при использованном числе итераций составляет примерно  $\pm 60^\circ$ . Расчет вычислительной сложности для тех же условий дал:  $C_{\text{КЭМ}}^{\text{П}} \approx 1,5 \cdot 10^{10}$ ,  $C_{\text{КЭМ}}^{\text{Ч}} \approx 4,6 \cdot 10^9$ ,  $C_{\text{МКА}} \approx 1,1 \cdot 10^7$ ,  $C_{\text{МПГИ}}^{\text{СКМР}} = 1,6 \cdot 10^7$ ,  $C_{\text{МПГИ}}^{\text{КМК}} = 1,7 \cdot 10^7$ , что хорошо согласуется с экспериментальными данными.

### 3. Вероятность ложной идентификации

Вероятность ложной идентификации  $P_{\text{ош}}$  исследовалась экспериментально. При этом определялось влияние аддитивного шума в диапазоне отношений сигнал/шум ( $q$ ) по дисперсиям от 1 до 10 и рассогласованию местоположения изображения объекта и шаблона, что критично для МПГИ. Графики зависимости  $P_{\text{ош}}$  от отношения сигнал/шум приведены на рисунке 2,а. Лучшую помехоустойчивость благодаря большому объему выборки показал КЭМ в пространственной области. Здесь ошибочная идентификация вызвана в основном достаточно большим шагом изменения параметров идентификации между подшаблонами ( $\Delta h = 5$ ,  $\Delta k = 0.2$ ,  $\Delta \varphi = 8^\circ$ ), уменьшить которые в эксперименте сложно из-за больших вычислительных затрат. Если искомый объект имеет высокочастотный пространственный

спектр, то помехоустойчивость КЭМ в частотной области существенно хуже, чем в пространственной. Отметим также, что высокую помехоустойчивость обеспечивает МПГИ, который при небольших шумах ( $q > 8$ ) дал наименьшую  $P_{ош}$ , что можно объяснить большей точностью идентификации параметров местоположения искомого объекта. Помехоустойчивость МКА из-за ошибок в выделении контуров во всем диапазоне  $q$  в несколько раз хуже.



**Рисунок 2.** Зависимость вероятности ложной идентификации исследуемых методов от отношения сигнал/шум (а) и пространственного рассогласования шаблона и объекта (б).

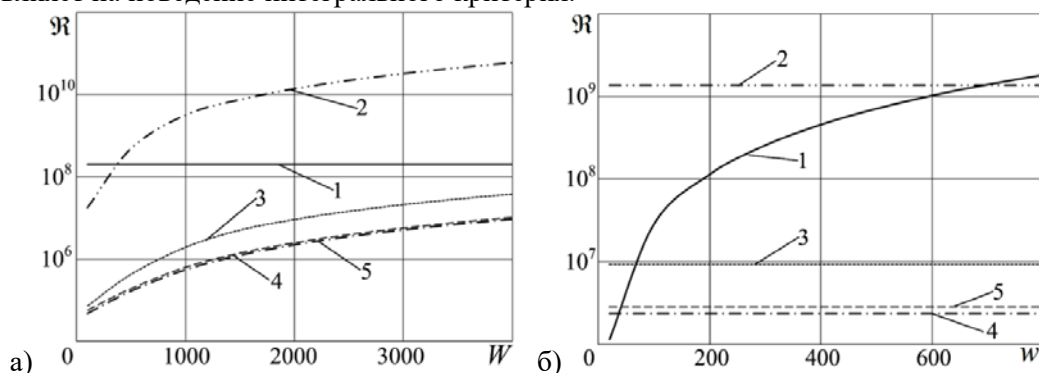
На рисунке 2,б приведены зависимости вероятности ложной идентификации от рассогласования местоположений шаблона и объекта при  $SNR = 10$ . Видно, что этот параметр критичен только для МПГИ, имеющего ограниченный рабочий диапазон. Здесь при изменении рассогласования от 0 до 40 шагов сетки отсчетов  $P_{ош}$  увеличивается при выборе в качестве  $Q$  КМК примерно в 4 раза, а при СКМР - 5 раз.

#### 4. Интегральный критерий «вычислительная сложность – качество распознавания»

Сравним также исследуемые методы по интегральному критерию «вычислительная сложность – качество распознавания», предложенному в работе [16]. Численное значение критерия находится как произведение вычислительных затрат на вероятность ложной идентификации:  $\mathfrak{R} = C \cdot P_{ош}$ , и характеризует степень отклонения от идеальной ситуации: отсутствие ошибочной идентификации и работа в реальном времени.

На рисунке 3,а представлены графики зависимости интегрального критерия  $\mathfrak{R}$  от размеров изображений при  $q = 9$ , а на рисунке 3,б - от размеров исследуемого объекта для того же отношения сигнал/шум.

Анализ экспериментальных результатов показывает, что лучшее значение интегрального критерия имеет МПГИ с целевыми функциями СКМР и КМК. При этом увеличение шума слабо влияет на поведение интегрального критерия.



**Рисунок 3.** Зависимость интегрального критерия от размеров изображения (а) и объекта (б) при отношении сигнал/шум 9.

## 5. Заключение

Сравнительный анализ исследованных методов идентификации объектов на изображении, основанных на сопоставлении с шаблоном (эталоном), показал, что их вычислительная сложность по-разному зависит от размеров изображения. При относительно небольших размерах изображения меньшую вычислительную сложность обеспечивает МКА, при больших размерах – МПГИ. Вычислительная сложность КЭМ от размера изображения носит квадратичный характер, как в пространственной, так и в частотной областях, и примерно на два порядка выше. От размера объекта вычислительная сложность МКА, МПГИ, КЭМ в частотной области зависит слабо, а для КЭМ в пространственной области носит примерно квадратичный характер. Наименьший объем вычислений требует МПГИ, наибольший – КЭМ.

Лучшую помехоустойчивость благодаря большому объему выборки имеет КЭМ в пространственной области. Здесь ошибочная идентификация обусловлена в основном величиной шага изменения параметров идентификации. Хорошую помехоустойчивость обеспечивает также МПГИ. Однако вероятность правильной идентификации в этом методе зависит от рассогласования местоположений искомого объекта и шаблона. Вероятность ложной идентификации МКА в условиях шумов в несколько раз выше из-за ошибок при выделении контуров.

## 6. Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и Правительства Ульяновской области в рамках научного проекта № 16-41-732053, а также гранта РФФИ № 16-01-00276.

## 7. Литература

- [1] Полтавский, А.В. Основы распознавания образов с помощью средств вычислительной техники / А.В. Полтавский, А.В. Гриншкун // Двойные технологии. – 2017. – № 2. – С. 55-66.
- [2] Князь, В.А. Технологии интеллектуальной обработки информации для задач навигации и управления беспилотными летательными аппаратами / В.А. Князь, Б.В. Вишняков, Ю.В. Визильтер, В.С. Горбацевич, О.В. Выголов // Труды СПИИРАН. – 2016. – Вып. 45. – С. 26-44. DOI: <http://dx.doi.org/10.15622/sp.45.2>.
- [3] Magdeev, R.G. A comparative analysis of the efficiency of the stochastic gradient approach to the identification of objects in binary images / R.G. Magdeev, A.G. Tashlinskii // Pattern recognition and image analysis. – 2014. – Vol. 24(4). – P. 535-541. DOI: 10.1134/S1054661814040130.
- [4] Прэтт, У. Цифровая обработка изображений / У. Прэтт, пер. с англ. под ред. Д.С. Лебедева. – М.: Мир, 1982. – Т. 2. – 480 с.
- [5] Грузман, И.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах / И.С. Грузман, В.С. Киричук, В.П. Косых, Г.И. Перетягин, А.А. Спектор. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002. – 352 с.
- [6] Фурман, Я.А. Введение в контурный анализ и его приложения к обработке изображений и сигналов / Я.А. Фурман, А.В. Кревецкий, А.К. Передреев, А.А. Роженцов, Р.Г. Хафизов, И.Л. Егошина, А.Л. Леухин; под ред. Я.А. Фурмана. – М.: Физматлит, 2002. – 592 с.
- [7] Цыпкин, Я.З. Информационная теория идентификации / Я.З. Цыпкин. – М.: Наука. Физматлит, 1995. – 336 с.
- [8] Tashlinskii, A.G. Computational expenditure reduction in pseudo-gradient image parameter estimation / A.G. Tashlinskii // Lecture Notes in Computer Science. – 2003. – Vol. 2658. – P. 456-462.
- [9] Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2012. – 1104 с.
- [10] Canny, J.A. computational approach to edge detection / J.A. Canny // Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on. – 1986. – PAMI-8(6). – P. 679-698.
- [11] Duda, R.O. Pattern classification / R.O. Duda, P.E. Hart, D.G. Stork. – Wiley-Interscience, 2001. – 738 p.

- [12] Tashlinskii, A.G. Pseudogradient Estimation of Digital Images Interframe Geometrical Deformations / A.G. Tashlinskii . - Vision Systems: Segmentation & Pattern Recognition, 2007. Vienna, Austria: I Tech Education and Publishing. – P. 465–494. DOI: 10.5772/4975.
- [13] Tashlinskii, A.G. The specifics of pseudogradient estimation of geometric deformations in image sequences / A.G. Tashlinskii // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2008. – Vol. 18(4). – P. 700-705. DOI: 10.1134/S1054661808040275.
- [14] Ташлинский, А.Г. Оценивание параметров пространственных деформаций последовательностей изображений / А.Г.Ташлинский. - Ульяновск: УлГТУ, 2000. - 132 с.
- [15] Фадеева, Г.Л. Оптимизация псевдоградиента целевой функции при оценивании межкадровых геометрических деформаций изображений: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.18. – Ульяновск. – 2007. – 167 с.
- [16] Себряков, Г.Г. Оптимизация параметров разбиения анализируемого фрагмента изображения сцены по критериям качества и вычислительной эффективности распознавания наблюдаемых объектов / Г.Г. Себряков, В.Н. Сошников, И.С.Кикин, А.А. Ишутин // Техническое зрение в системах управления: материалы научно-технической конференции. - М.: Институт космических исследований РАН. – 2014. – С. 149-151.

## Objects identification accuracy for binary images

A.G. Tashlinskii<sup>1</sup>, R.G. Magdeev<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Ulyanovsk State Technical University, Severnii Venetz, 32, Ulyanovsk, Russia, 432027

<sup>2</sup>OJSC "Ulyanovskneft", Minaeva, 32, Ulyanovsk, Russia, 4320127

**Abstract.** In this paper, a comparative analysis of the correlation-extreme method, the method of contour analysis and the method of stochastic gradient identification in the objects identification for a binary image is carried out. The results are obtained for a situation where possible deformations of an identified object with respect to a pattern can be reduced to a similarity model, that is, the pattern and the object may differ in scale, orientation angle, shift along the base axes, and additive noise. Identification of an object is understood as the recognition of an object on the image with its parameters estimation.

**Keywords:** digital images, object identification, stochastic gradient identification, image recognition, correlation, extreme analysis, contour analysis, computational complexity, false identification probability.