

**Секция  
«Оптика, передача и обработка видеoinформации»**

### **Разработка и исследование алгоритма слежения за объектом с использованием модели разбиения изображения сцены на слои**

Современное промышленное предприятие имеет сложнейшую инфраструктуру, состоящую из множества технологических подразделений. В совокупности они осуществляют производственный процесс. Для эффективной работы этого комплекса необходимо осуществлять контроль качества выпускаемой продукции. На современном промышленном предприятии контроль, выполняется с использованием средств автоматизации. Автоматизация может быть осуществлена путем внедрения оптических контроллеров или систем технического зрения. Это позволяет более качественно производить контроль, сократить влияние человеческого фактора, избежать нежелательных ошибок [1, 2].

Визуальный контроль технологических процессов по изображениям является актуальной задачей при производстве деталей машин, электроники и т.д. С помощью систем визуального контроля можно отслеживать такие характеристики, как размеры, качество геометрии поверхностей, корректность операций сборки, последовательность выполнения технологических операций.

Одной из важных задач визуального контроля является отслеживание положения и ориентации объектов в пространстве. Алгоритмы, использующиеся в оптических системах на данный момент, успешно работают в каких-либо конкретных промышленных производствах. Однако, большинство из них обладает существенными недостатками:

- сложность адаптации к изменениям типа объекта;
- невозможность работы с различными моделями движения одновременно;
- невозможность отслеживания нескольких объектов одновременно;
- сложность слежения за объектом при взаимных перекрытиях элементов сцены [3].

Целью исследований является разработка алгоритма слежения за объектом с использованием модели разбиения изображения сцены на слои. Слежение за объектом осуществляется по всей видеопоследовательности. Каждый кадр разбивается на слои переднего и заднего планов. К переднему плану относятся отслеживаемые объекты. В рассматриваемой работе отслеживаемыми объектами являются слябы. К заднему плану, относятся объекты производственных помещений.

На начальном этапе формируется последовательность слоев. В самом простом случае первый слой содержит практически не изменяющуюся часть сцены, фон. Вторым слоем, получаемым путем вычитания, содержит только движущийся объект. Отслеживаемый объект имеет модель движения, описываемую текущей позицией, ориентацией, фактором масштаба и их временными производными.

Каждый слой необходимо ассоциировать со своей картой пикселей. Каждому пикселю соответствует значение вероятности принадлежности к некоторому объекту слоя. Для слоев заднего плана важно, чтобы сумма вероятностей их принадлежности к объектам фона была равна 1.

Главная особенность отслеживания в данном алгоритме в максимизации апостериорных вероятностей:

$$\arg \max P(\Lambda_t | \Lambda_{t-1}, I_t, \dots, I_0), \quad (1)$$

где  $\Lambda_t, \Lambda_{t-1}$  - слои изображения в различные моменты времени,  $I_t, \dots, I_0$  - изображения сцены.

Согласно правилу Байеса и правилу скрытых марковских моделей:

$$P(\Lambda_t | \Lambda_{t-1}, I_t, \dots, I_0) = P(I_t | \Lambda_t) \cdot P(\Lambda_t | \Lambda_{t-1}) \quad (2)$$

Здесь  $P(\Lambda_t | \Lambda_{t-1})$  рассчитывается как вероятность принадлежности определенных пикселей изображения слою переднего плана в момент времени  $t$ .  $P(I_t | \Lambda_t)$  находится как функция правдоподобия между слоем и соответствующим кадром [4, 5]. Эта оценка происходит на протяжении всего процесса отслеживания от кадра к кадру вместе с вычислением параметров движения.

Алгоритм отслеживания движения может использоваться для анализа видеопотока со сложным фоном, содержащим динамические объекты, эффекты резкой смены освещения, ситуации взаимного перекрытия объектов. Алгоритм инвариантен к процессам вращения, перемещения и масштабирования.

*Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ 13-07-97523*

#### Литература

1. Баринов А.Е., Фомин С.П. Анализ проблемной ситуации контроля процесса производства слябов// Алгоритмы, методы и системы обработки данных, 2012, №1. – С. 16-22.
2. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Балашов О.Е., Степашкин А.И. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление. – М.: Радиотехника, 2008. – 178 с.
3. Yilmaz A., Javed O., Shah M. Object tracking: A survey// ACM Journal of Computing Surveys, 2006, №4. –pp. 1–45.
4. Jojic N., Petrovic N., Frey B., Huang T. S. Transformed hidden Markov models: estimating mixture models of images and inferring spatial transformations in video sequences// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000. – pp. 26-33.
5. Tao H., Sawhney H., Kumar R. Object tracking with Bayesian estimation of dynamic layer representations// Proceedings of the IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, 2002. – pp. 75-89.

### **Особенности обработки и хранения маммографических снимков**

Маммографические снимки представляют собой сложные малоконтрастные рентгеновские изображения молочной железы, это обусловлено различными проблемами при их получении.

Основной проблемой автоматической обработки маммографических снимков является наличие на снимках артефактов – дефектов, возникших в процессе проявления, фиксирования, промывки и сушки маммограмм, а также воздействие мелких дефектов усиливающих экранов на кассете. Иногда артефакты практически не различимы с тенью микрокальцинатов, а также их можно спутать с доброкачественными новообразованиями. Нередко причиной появления артефактов является тень дезодоранта в подмышечной впадине, пудры, порошка талька или мази на коже, наложение других органов и тканей. Кроме того, родинки, папилломы и сальные железы также проецируются на изображение молочной железы [1].

В докладе подробно описаны все основные недостатки аналоговой маммографии.

Целью данной работы является исследование основных особенностей обработки и хранения маммографических снимков.

Широкие возможности открывает для анализа маммографических снимков использование современных информационных технологий и методов компьютерной обработки и распознавания изображений [2].

Последовательность обработки маммограмм [3]:

1. Предварительная обработка [2].
2. Текстульная сегментация [5, 6].
3. Расчет текстурных признаков.
4. Идентификация новообразований.

Хранение медицинских рентгеновских снимков является неотъемлемой частью всех информационных систем обработки маммограмм. За основу был взят единый стандарт хранения и обработки медицинских данных – Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM). Указанный стандарт позволяет хранить разнородные медицинские данные в универсальном формате, соединять DICOM-совместимые устройства (компьютеры, принтеры, сканеры) друг с другом, которые в дальнейшем и именуются PACS-сетью. Стандарт DICOM разрабатывается Национальной ассоциацией производителей электронного оборудования (National Electrical Manufacturers Association, NEMA) для создания, передачи, хранения и печати отдельных кадров изображений медицинских исследований, серии кадров, информацию о пациенте, исследовании, оборудовании, учреждениях, медицинском персонале и тому подобное [7].

В докладе подробно рассмотрены особенности обработки маммограмм: алгоритмы предварительной обработки, алгоритмы текстурной сегментации, приведены результаты численных экспериментов и исследований на реальных маммографических снимках различных типов, даны оценки полученных результатов. Кроме того, представлены основные характеристики стандарта DICOM.

#### Литература

1. Линденбрaten Л. Д. Бурдина Л. М. Пинхосевич Е. Г. Маммография. – М.: Видар, 1997. – 118 с.
2. Буланова Ю.А. Использование информационных технологий для локализации области рака молочной железы на маммограммах с преобладанием железистого компонента // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии, 2013. №3 (23). – С. 100-111.
3. Садыков С.С., Буланова Ю.А., Захарова Е.А. Алгоритм выделения области кисты на малоконтрастных маммограммах // Информационные технологии, 2013. №8. – С. 53-57.

4. Садыков С.С., Захарова Е.А., Буланова Ю.А. Технология выделения кисты на маммограмме // Вестник РГРТУ. Рязань, 2013, № 1. – С.7-11.
5. Садыков С.С., Буланова Ю.А., Захарова Е.А., Яшков В.С. Исследование маркерного водораздела для выделения области рака молочной железы // Алгоритмы, методы и системы обработки данных, 2013. №23. –С. 56-64.
6. Садыков С.С., Буланова Ю.А., Романов А.Г. Алгоритм текстурной сегментации для выявления областей кисты на маммограммах // Алгоритмы, методы и системы обработки данных, 2013. №19. –С. 50-55.
7. DICOM (Medical Imaging Information) [Электронный ресурс] URL: <http://rpiwww.mdacc.tmc.edu/~jrussell/dicom>

Ю.А. Буланова  
Научный руководитель: д.т.н., профессор Садыков С.С.  
*Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета*  
*602264, Владимирская обл., г. Муром, ул. Орловская, 23*  
*E-mail: yuliyabulanova@yandex.ru*

### **Технология цифрового анализа маммограмм с преобладанием железистой ткани для диагностики рака молочной железы**

По статистическим данным [1] рак молочной железы лидирует среди всех злокачественных заболеваний у женщины: в 2010 году показатель впервые выявленных случаев злокачественных заболеваний молочной железы 75,0 на 100 000 человек женского населения, в 2009 году этот показатель был равен 71,2, а 2008 – 68,8. Многочисленными опытами и научными работами показано, что чем раньше выявляется опухоль, тем дольше продолжительности жизни заболевших женщин. Именно поэтому основной задачей в области охраны здоровья женского населения является совершенствование маммологической службы.

Аденоз (преобладание железистой ткани) [2] представляет интерес не только в связи со значительной частотой данной патологии, но и, главным образом потому, что является фоном для развития рака молочной железы.

Целью данной работы является разработка и исследование технология цифрового анализа маммограмм с целью диагностики рак молочной железы на фоне аденоза, позволяющей также визуализировать злокачественные новообразования для определения их точного местоположения и необходимых текстурных характеристик.

Широкие возможности открывает для анализа маммографических снимков использование современных информационных технологий и методов компьютерной обработки и распознавания изображений [3].

Последовательность выделения новообразований на маммограмме:

1. Оцифровка исходного снимка с помощью сканера, имеющего разрешение 4800 x 9600 пиксель/дюйм.
2. Предварительная обработка – построение математической модели на основе случайных Марковских полей [4], устранение шумов, изменение яркости/контраста, преобразование гистограммы с использованием алгоритмов из [5, 6, 7, 8].
3. Текстульная сегментация маммограммы – выполняется вышеперечисленными методами.
4. Формирование эталонных векторов – признаков по известным фрагментам новообразований рака на маммограммах (число координат векторов составляет 64). В качестве признаков использованы текстурные признаки Харалика [9].
5. Поиск и обнаружение на маммограмме новообразований рака.

В докладе подробно рассмотрены особенности работы алгоритмов текстурной сегментации применительно к маммографии, приведены результаты численных экспериментов и исследований на реальных маммографических снимках различных типов, даны оценки полученных результатов и рекомендации для дальнейших работ по улучшению качества определения новообразований рака молочной железы.

#### Литература

1. Социально значимые заболевания населения России в 2010 году (Статистические материалы) / Департамент организации медицинской профилактики, медицинской помощи и развития здравоохранения ФГУ «Центральный научно-исследовательский институт организации и информатизации здравоохранения и Росздрав», Москва, 2011 – 66 с.
2. Буланова Ю.А. Использование информационных технологий для локализации области рака молочной железы на маммограммах с преобладанием железистого компонента // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии, 2013. №3 (23). – С. 100-111.
3. Bozek J. et al. A survey of Mammographic Image Processing Algorithms for Bilateral Asymmetry Detection, 51 International Symposium ELMAR-2009, September 2009.

4. Ахметшин А.М., Федоренко А.Е. Сегментация низкоконтрастных изображений с применением иерархической модели Марковского случайного поля // Искусственный интеллект, 2002. № 4. – С. 414-421.
5. Садыков С.С., Буланова Ю.А., Захарова Е.А., Яшков В.С. Исследование маркерного водораздела для выделения области рака молочной железы // Алгоритмы, методы и системы обработки данных, 2013. №23. –С. 56-64.
6. Садыков С.С., Буланова Ю.А., Романов А.Г. Алгоритм текстурной сегментации для выявления областей кисты на маммограммах // Алгоритмы, методы и системы обработки данных, 2013. №19. –С. 50-55.
7. Садыков С.С., Буланова Ю.А., Захарова Е.А. Алгоритм выделения области кисты на малококонтрастных маммограммах // Информационные технологии, 2013. №8. – С. 53-57.
8. Садыков С.С., Захарова Е.А., Буланова Ю.А. Технология выделения кисты на маммограмме // Вестник РГРТУ. Рязань, 2013, № 1. – С.7-11.
9. Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural features for image classification. IEEE Transactions on systems, man and cybernetics, 1973, V. SMC-3. № 6, p. 610-621.

### **Распознавание изображений старопечатных текстовых символов**

В Муромском историко-художественном музее (МИХМ) насчитывается несколько тысяч музейных ценностей из фонда рукописных и старопечатных книг. Все из них нуждаются в реставрации. В настоящее время в МИХМ внедрена и используется автоматизированная система реставрации изображений архивных текстовых документов (АТД) [1, 2].

Нерешенным на данный момент этапом автоматизированной реставрации является реконструкция текстовых символов. Искажение символов возникает по двум причинам. Во-первых, вследствие применения тех или иных методов реставрации имеет место наличие белых пятен внутри штрихов текста или разрывов внутри символов. Во-вторых, вследствие присутствия наложенных на штрихи текста дефектов в виде непрозрачных пятен, сильного выцветания чернил, разрывов на странице. Во втором случае потеря полезной информации может быть существенной – от 25% до 70%.

Автором был исследован ряд методов распознавания для решения задачи реконструкции искаженных текстовых символов [3]. Рассмотрена возможность применения группы шрифтозависимых алгоритмов, которые используют априорную информацию о шрифте. Обучение проводилось по эталонам текстовых символов алфавита устава и полуустава и по их топологическим признакам.

Основные этапы алгоритма обучения:

1. Бинаризация изображения АТД;
2. Скелетизация изображения АТД;
3. Разбивка изображения на символы;
4. Определение параметров изображений символов – опорных точек и структуры контуров [4] с последующим занесением характеристик символов в базу данных.

В докладе подробно рассмотрены особенности алгоритма обучения и распознавания изображений старопечатных и скорописных символов. Приводятся результаты работы алгоритма. Отмечаются способы повышения точности распознавания.

#### Литература

1. Канунова Е.Е., Орлов А.А., Садыков С.С. Методы и алгоритмы реставрации изображений архивных текстовых документов. – М.: Мир, 2006, 135 с.
2. Садыков С.С., Канунова Е.Е., Варламов А.Д. Автоматизированная реставрация изображений архивных текстовых и фотографических документов // Автоматизация и современные технологии. 2007. № 8. – С.10-12.
3. Канунова Е.Е., Полякова Е.В. Особенности распознавания изображений старопечатных текстовых символов // Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2009. №14. – С. 55-61.
4. Ян Д.Е., Анисимович К.В., Шамис А.Л. Новая технология распознавания символов – М.: Препринт, 1995. – 234 с.



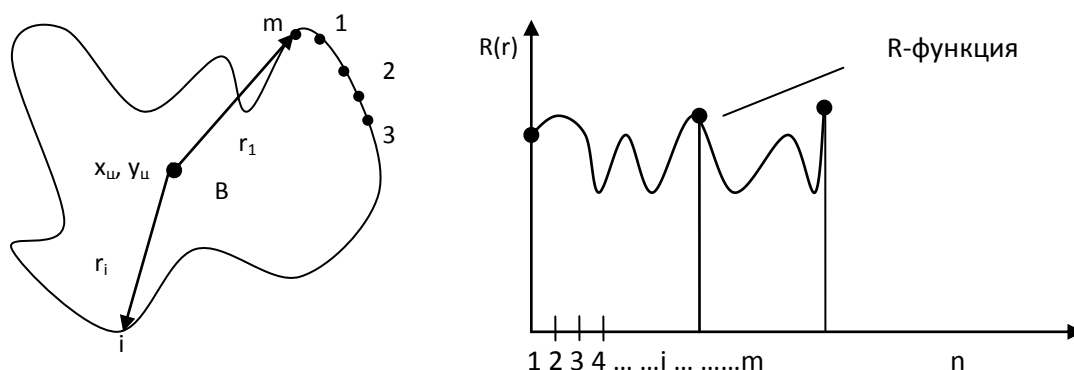
### R-алгоритм распознавания отдельных плоских объектов

В настоящее время в промышленности активно внедряются системы, работающие в режиме реального времени. Важной производственной задачей, требующей использования подобных систем, является автоматизация операций на открытых конвейерах. К числу подобных задач можно отнести: идентификацию деталей, расположенных на поддоне и передача их на станок с ЧПУ; касетирование и комплектацию деталей, поступающих неупорядоченным образом по конвейеру; ориентированный перенос штампованных заготовок с конвейера.

Особенность этих операций состоит в том, что объекты транспортируются на горизонтальной ленте конвейера поштучно, партиями или сплошным потоком. Задачами распознающей системы в данном случае является: определение параметров положения объектов, их распознавание и передача управления роботу для захвата и манипулирования.

В статье исследован алгоритм, позволяющий с использованием значений R-функции объекта, идентифицировать отдельно расположенные объекты.

В данном алгоритме в качестве признака объекта используется функция  $R(r_i)$ , представляющая собой множество значений расстояний  $\{r_i\}$  от центра объекта до точек его внешнего контура [1-4]. Эту функцию назовем R-функцией, а алгоритм распознавания, основанный на этой функции как признака – R-алгоритм. Формирование R-функции иллюстрировано на рисунке 1.



**Рис. 1. Формирование R-функции объекта**

Последовательность реализации R-алгоритма распознавания на тестовых объектах включает следующие шаги:

1. Выделение одноточечного безразрывного контура бинарного изображения объекта.
2. Вычисление координат центра  $B(x_c, y_c)$  контура изображения объекта.
3. Вычисление расстояния  $r_i$  и формирование R-функции.

Значение  $r_i$  (Евклидово расстояние) определяется по формуле:

$$r_i = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2}, \quad (2.16)$$

где  $x_c, y_c$  – координаты центра контура изображения;  $x_i, y_i$  – текущие координаты точек  $i$  по X и Y, соответственно ( $i=1, 2, \dots, m$  – номера точек контура по ходу их выбора).

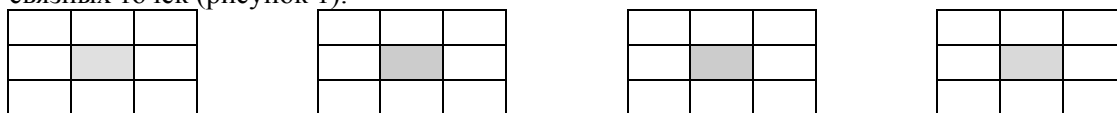
Формирование R-функции объекта состоит в организации массива со значениями  $r_i$  ( $i=1, 2, 3, \dots, m$ ) в порядке их определения.

### Логический способ определения кривизны в точках дискретной линии

Важной производственной задачей, требующей является автоматизация операций на открытых конвейерах. К числу подобных задач можно отнести: идентификацию деталей, расположенных на поддоне и передача их на станок с ЧПУ; кассетирование и комплектацию деталей, поступающих неупорядоченным образом по конвейеру; ориентированный перенос штампованных заготовок с конвейера.

Особенность этих операций состоит в том, что объекты транспортируются на горизонтальной ленте конвейера поштучно, партиями или сплошным потоком. Задачами распознающей системы в данном случае является: определение параметров положения объектов, их распознавание и передача управления роботу для захвата и манипулирования.

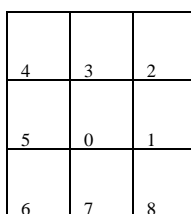
В докладе для получения одноточечных безразрывных контуров бинарных изображений плоских объектов использован алгоритм, формирующий дискретную контурную линию из 4-х и d-связных точек (рисунок 1).



**Рис. 1. Маски с центральными 4-х и d-связными элементами**

Это значит, одноточечный контур состоит из точек, кривизна в которых может принимать всего три значения –  $0^\circ$ ,  $90^\circ$  и  $135^\circ$ . Поэтому определение значения кривизны в точках такого контура можно осуществить логическим путем с помощью масок.

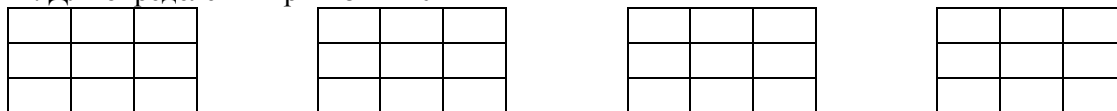
Для определения значений кривизны в точках одноэлементной дискретной линии ее достаточно сканировать 16 масками размером  $3 \times 3$  элемента. Обозначим элементы этой маски следующим образом:



$g_0$

Используемые маски следующие:

1. Для определения кривизны в  $0^\circ$



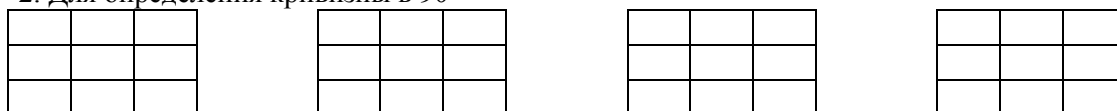
$g_1$

$g_2$

$g_3$

$g_4$

2. Для определения кривизны в  $90^\circ$



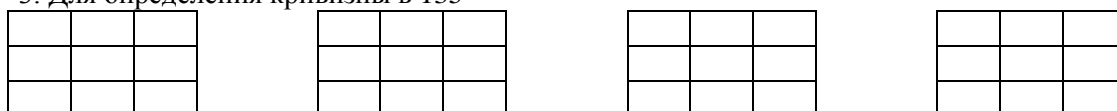
$g_5$

$g_6$

$g_7$

$g_8$

3. Для определения кривизны в  $135^\circ$

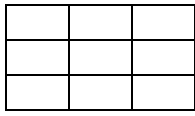


$g_9$

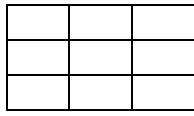
$g_{10}$

$g_{11}$

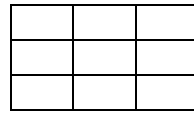
$g_{12}$



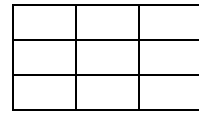
$g_{13}$



$g_{14}$



$g_{15}$



$g_{16}$

Маски обозначим как  $g_1, \dots, g_{16}$ .

Значение любого элемента  $f_i$  маски  $g_0$  определяется так:

$$f_i = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases}, i = 1, 2, \dots, 8,$$

(2.5)

т.е.  $f_i(1) = f_i = 1$ ;  $f_i(0) = \overline{f_i} = 0$ .

Пусть  $F_1$  – функция обнаружения точки с кривизной  $0^\circ$ ;  $F_2$  – функция обнаружения точки с кривизной  $90^\circ$ ;  $F_3$  – функция обнаружения точки с кривизной  $135^\circ$ .

Тогда

$$F_1 = \begin{cases} 1, \text{ если } g_1 \vee g_2 \vee g_3 \vee g_4 = 1 \\ 0, \text{ в остальных случаях} \end{cases}; F_2 = \begin{cases} 1, \text{ если } g_5 \vee g_6 \vee g_7 \vee g_8 = 1 \\ 0, \text{ в остальных случаях} \end{cases};$$

$$F_3 = \begin{cases} 1, \text{ если } g_9 \vee g_{10} \vee \dots \vee g_{16} = 1 \\ 0, \text{ в остальных случаях} \end{cases},$$

где  $\vee$  – знак дизъюнкции.

Исследование предложенного алгоритма было проведено на бинарных изображениях различных типов тестовых объектов. Презентабельное количество испытаний выбрано равным 2000 вариантов расположения для каждого распознаваемого объекта из исходного набора тестовых изображений.

В докладе приведены многочисленные изображения промежуточных и конечных результатов обработки реальных объектов. Оцениваются точностные и временные характеристики отдельных этапов алгоритма и пути их дальнейшего улучшения.

#### Литература

1. Садыков С.С., Савичева С.В. Распознавание отдельных и наложенных плоских объектов – Владимир: Изд-во ВлГУ, 2012. – 265 с.
2. Садыков С.С., Савичева С.В. Алгоритм идентификации плоских объектов с использованием минимального числа признаков // Автоматизация и современные технологии. 2011. № 7. – С. 3-6.
3. Садыков С.С., Савичева С.В. Идентификация реальных плоских объектов на основе единственного признака точек их внешних контуров // Информационные технологии. 2011. №8. – С.13-16.
4. Садыков С.С., Савичева С.В. «Алгоритм идентификации реальных плоских объектов с использованием значений их r-функций» // Надежность и качество-2011. Труды Международного симпозиума/ Под ред. Юркова. – Пенза: Изд-во Пенз. Гос. ун-та., 2011. – С.123-127. – ISSN 2220-6418.

### Моделирование метода восстановления изображений методом билинейной деформации

Существует несколько причин геометрических искажений при дистанционном зондировании. Причинами геометрических искажений снимков могут быть, например, изменения угловой скорости сканирующего зеркала, или изменения внешней ориентировки аппарата в процессе съемки, а также искажения, вызванные вращением Земли. При съемках самолетными сканерами не поддающиеся контролю движения самолета могут увеличить геометрическое искажение, как в строке сканирования, так и в группе соседних строк. Вращение приводит к волнообразным искажениям на сканерном изображении.

Исследуемый метод заключается в деформации изображения. Данное геометрическое преобразование сродни проецированию изображения на листе, а затем его растяжке. Опорные точки в первоначальном искаженном изображении должны соответствовать позициям этих точек в выходном изображении. Деформация изображения обычно используется для регистрации изображений и коррекции искажений изображения.

Так как конечное значение для каждого пикселя не обязательно соответствует целой координате, выходные значения пикселей рассчитываются как сумма четырех ближайших пикселей на исходном изображении, с наиболее похожим значением яркости.

Билинейное искажение выражается следующими уравнениями для перемещения пикселя  $(x, y)$  на новое место  $(u, v)$

$$u = c_1 * x + c_2 * y + c_3 * x * y + c_4$$
$$v = c_5 * x + c_6 * y + c_7 * x * y + c_8,$$

где коэффициенты  $c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7, c_8$  оцениваются по четырем парам связующих точек. Результат восстановления исходного изображения рис.1.а методом билинейной деформации представлен на рис. 1.б.



**Рис. 1. Пример восстановления изображения методом билинейной деформации**

Данный метод восстановления поможет нивелировать движение зондирующего аппарата и исправить эффекты всех вышеописанных нарушений заданной геометрии снимков в процессе формирования изображения.

#### Литература

1. Dougherty Edward R. An Introduction to Morphological Image Processing, SPIE Optical Engineering Press, Bellingham, WA, 1992.
2. Кронберг П. Дистанционное изучение Земли: Основы и методы дистанционных исследований в геологии: Пер. с нем. – М.: Мир, 1988. – 343 с.

### **Распознавание нескольких не наложенных трехмерных объектов по двум снимкам**

В настоящее время системы технического зрения широко применяются в промышленности – сборочные автоматы, покрасочные цеха, сортирующие конвейеры [1]. С увеличением объемов производства и совершенствованием современной техники возрастает необходимость в разработке новых алгоритмов и технологий, позволяющих осуществлять более точное распознавание и идентификацию объектов. Часто возникает ситуация, когда необходимо распознать несколько объектов на сцене.

В докладе предлагается способ распознавания нескольких не наложенных объектов по двум изображениям. Первое изображение получается с использованием камеры, расположенной над центром сцены. Второе изображение дает камера, расположенная под углом к сцене. Таким образом распознаванию подвергаются ортогональные и косоугольные проекции объектов на сцене.

Предлагаемый способ состоит из нескольких этапов:

1. Предварительная обработка изображений (фильтрация).
2. Сегментация сцены на обоих снимках методом морфологического водораздела. [2]
3. Извлечение соответствующих пар проекций каждого объекта с обоих снимков (ортогональная проекция каждого объекта с первого снимка и косоугольная проекция со второго).
4. Вычисление признаков формы для каждой пары [3].
5. Распознавание ортогональных проекций обнаруженных на изображении объектов алгоритмом вычисления оценок признаков формы [4].
6. Генерация косоугольных проекций с использованием моделей окто-деревьев для распознанных эталонов [5].
7. Распознавание косоугольных проекций [5].
8. Маркировка распознанных объектов на сцене.

В докладе подробно описывается каждый этап, приводятся схемы и иллюстрации процесса а так же формулы вычисления признаков формы.

#### Литература

1. Хорн Б. К. П., Зрение роботов: Пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 487 с.
2. Терехин А.В. Распознавание и классификация не наложенных объектов методом морфологического водораздела по диагональным признакам формы // Распознавание. – Курск, 2013. – с. 94-96.
3. Терехин А.В. Метод формирования вектора признаков для идентификации проекций реальных трехмерных объектов // Наука и современность – Новосибирск 2013. – с. 167-172.
4. Sadykov S.S., Terekhin A.V. Identification of three-dimensional objects by computing estimates based on diagonal features of forms and octree models // PRIA 2013, Volume II, Samara. 2013, 410p., p. 721-723
5. Терехин А.В., Савичева С.В. Алгоритм формирования косоугольной проекции трехмерного объекта по модели окто-дерева // АМиСОД. №3 (25). – Муром, изд. Муромский институт (филиал) ВлГУ, 2013. – С. 74-81.

### Разработка вероятностных моделей объектов для синтеза пространственной информации на основе видеоизображений

Синтез пространственной информации на основе изображений является важной задачей в компьютерном зрении. Предлагаемый подход к реконструкции можно использовать в следующих областях: системы человеко-машинного взаимодействия, автоматизированное проектирование и концептуальный дизайн, визуальный контроль технологических процессов, медицинская диагностика, системы автономной навигации, системы антропометрии и биометрии, 3D-видео, симуляторы. Синтез основан на методе пассивной оптической реконструкции. Вопросы синтеза и анализа пространственной информации на основе пассивных оптических методов в настоящее время изучены недостаточно. Использование компьютерного зрения ограничено следующими факторами: наличие шумовых и оптических эффектов, изменяющийся текстурированный фон, эффекты резкой смены освещения, взаимное перекрытие объектов [1-3]. Кроме того, при реализации систем существуют неопределенности, связанные с выделением информативных признаков объекта, так как каждое изображение не обладает полнотой информации о свойствах реконструируемого объекта. Поэтому для реализации подхода необходимо использовать заранее predetermined информацию о структуре сцены и условиях получения изображения. Таким образом, процесс синтеза трехмерных данных, представленный в работе, основан на распознавании объектов на видеоизображениях.

Сам процесс автоматической реконструкции требует решения задач обнаружения объекта и восстановления его трехмерной формы. Модель реконструируемого объекта содержит следующие параметры  $\theta$ , определяющие тип, форму и текстуру поверхности. Вектор  $\theta = \{n_p, \theta_L, \theta_S, \theta_T\}$  содержит следующие параметры:  $n_p$  – количество примитивов, содержащихся на поверхности;  $\theta_L$  – тип примитива на поверхности объекта;  $\theta_S$  – форма примитива,  $\theta_T$  – текстура объекта.

Определив параметры  $\theta$ , можно выполнить реконструкцию заранее определенных объектов по видеоизображениям. Таким образом, необходимо найти максимальное значение апостериорной вероятности  $P(M\theta | DI)$ :

$$P(M\theta | DI) \propto P(D | M\theta)P(M\theta) = P(D | M\theta_L\theta_S\theta_T I)P(\theta_T | \theta_L MI)P(\theta_S | \theta_L MI)P(\theta_L | MI),$$

где  $D$  – данные (изображение);

$M$  – реконструируемая модель;

$\theta$  – вектор параметров модели  $M$ ;

$I$  – априорная информация (калибровка камеры);

$P(\theta_L | MI)$  – условная вероятность появления примитива определенного типа.

Определяется особенностями модели. Может задаваться на основе экспертных оценок;

$P(\theta_S | \theta_L MI)$  – условная вероятность формы примитива;

$P(\theta_T | \theta_L MI)$  – условная вероятность текстурных параметров;

$P(D | M\theta_L\theta_S\theta_T I)$  – вероятность получить данные  $D$  при условии, что имеется полное описание модели.

Значение вероятности  $P(D | M\theta)$  зависит от параметров текстуры. Параметры текстуры представлены значениями интенсивностей изображения на поверхности модели. Вероятность определяется на основе того, что значение каждого текстурного параметра  $i(g)$  искажается шумом  $\varepsilon$  с нормальным распределением:  $i(g^j) = i(g) + \varepsilon$ , где  $i(g^j)$  – проекция  $i(g)$  на

изображение  $j$ . Предполагая, что ошибка в каждом пикселе независима, значение вероятности вычисляется следующим образом:

$$P(D | M\theta I) = \prod_g \prod_i \frac{1}{\sigma_\varepsilon \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(i(g^j) - i(g))^2}{2\sigma_\varepsilon^2}},$$

где  $\sigma_\varepsilon$  – среднеквадратическое отклонение.

Синтез трехмерной модели является трудной задачей из-за большого числа параметров, которые необходимо оценить. Параметры примитивов определяются на основе метода Монте-Карло по схеме марковской цепи (MCMC – Markov Chain Monte Carlo) [3]. Используется реверсивный алгоритм переходов Монте-Карло по схеме марковской цепи (Reversible Jump MCMC). Алгоритм позволяет за один шаг существенно изменить текущую конфигурацию модели. Возможны следующие переходы для получения лучшей конфигурации модели: добавление примитива, удаление примитива, модификация параметров примитива (положение, размер, масштаб) и т.д.

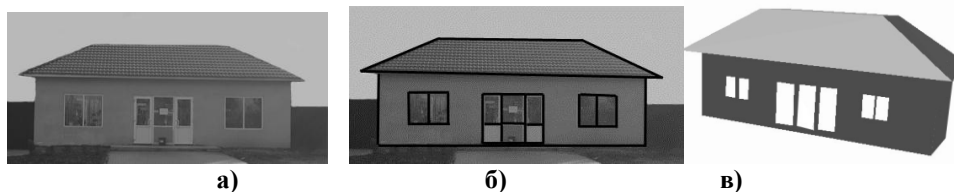
Параметры типа и формы примитива формируются следующим образом. Для нахождения апостериорного максимума (MAP – maximum a posteriori) итеративно определяются параметры каждого примитива. Значения каждого параметра отбирают только, если MAP-оценка выше предшествующего значения.

Выбор примитивов, которые следует включить в модель, рассматривается как проверка гипотез. Функция правдоподобия для модели имеет следующий вид:

$$L_M^i = \frac{P(D | \theta^i M I)}{P(D | \theta M_0 I)},$$

где  $M_0$  - модель, не содержащая примитивы

В результате был осуществлен синтез простейшей трехмерной модели здания. Модель включает в себя такие примитивы, как крыша, окна, двери, стены.



**Рис. 1 – Синтез трехмерной модели по изображению: а) исходное изображение, б) выделенные примитивы на изображении, в) синтезированная трехмерная модель**

Следует отметить, что реконструкция выполнена при благоприятных условиях, что редко бывает в действительности. В работе реализован синтез модели, состоящей из небольшого количества простых примитивов. Рассматривалась плоскость объекта, параллельная плоскости экрана. Сцена хорошо освещена, на изображении видны четкие границы объектов, отсутствуют тени, нет взаимных перекрытий между элементами сцены. В дальнейшем планируется проводить исследования, направленные на преодоление рассматриваемых особенностей наблюдения.

*Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ 13-07-97523*

#### Литература

1. Bao S. Y., Savarese S. Semantic structure from motion// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011, pp. 2703–2710.
2. Cornelis N., Leibe B., Cornelis K. Gool L. 3d urban scene modeling integrating recognition and reconstruction// IJCV, 2008, № 78. pp. 121–141.
3. Dick A., Torr P., Cipolla R. Modelling and Interpretation of Architecture from Several Images// International Journal of Computer Vision, 2004, Vol. 60, № 2. pp 111-134.

### **Пирамидальная обработка контуров изображений**

Обработка и анализ признаков описания формы изображений – одно из актуальных направлений исследований в области систем технического зрения. Контурный препарат изображения применяется при решении различных производственных задач, начиная с оценки геометрических характеристик объектов и заканчивая задачами оценки качества, классификации и распознавания.

Изображения с видеодатчиков, полученные в реальных производственных условиях, часто искажены шумами и помехами, обусловленными различными причинами, например, движением ленты конвейера, вибрацией, наличием пыли и загрязнений, физическими методами формирования и оцифровки изображений и т.п. Вследствие этого требуется предварительная обработка изображений, позволяющая повысить качество как самих изображений, так и результата выделения контуров.

Очевидно, что фильтрация шума может приводить к потере части полезной информации об объектах изображений, а также к искажению их формы. Как следствие, контур объекта не будет соответствовать реальной форме объекта. С другой стороны, выделение контуров на фоне помех также может приводить к существенным искажениям формы контура. В обоих случаях искажение формы контуров может повлиять на решение задач более высокого уровня, например, оценку допусков и погрешностей изготовления деталей, оценку размеров дефектов и качества изделий, диагностику заболеваний и распознавание патологий и т.п.

В этом случае требуется дополнительная обработка контурного препарата, направленная на подавление некоторых контурных помех, например, единичных выбросов, резкого изменения кривизны отдельных участков и т.д. Применение классических алгоритмов устранения подобных помех не всегда возможно. Например, использование медианных фильтров при подавлении импульсных помех неэффективно в случае размеров помех превышающих половину размера фильтра [1]. Кроме того, протяженный дефект контура может соответствовать некоторой особенности формы объекта и использование медианного фильтра с крупной апертурой в данном случае недопустимо.

В подобных ситуациях предпочтительным может оказаться устранение контурных помех за счет использования алгоритмов сглаживания и аппроксимации. Перспективным подходом к сглаживанию сигналов является вейвлет-обработка. Пирамидальное вейвлет-представление исходного сигнала с различной степенью детализации обладает рядом достоинств.

Во-первых, последовательная аппроксимация сигнала позволяет плавно менять его гладкость, сохраняя основные низкочастотные характеристики, соответствующие в том числе и форме объекта, и устраняя высокочастотные компоненты, соответствующие помехам. При этом имеется возможность выбирать тот уровень пирамидального представления, при котором соотношение уровня помех и степень искажения обрабатываемого сигнала (контура) оптимально, например, по критерию допустимого отклонения получаемых геометрических характеристик объекта от реальных.

Во-вторых, некоторые свойства вейвлет-преобразования [2] позволяют менять коэффициент аппроксимации на каждом уровне пирамидального представления произвольно, что, в свою очередь, позволяет контролировать изменение степени сглаженности сигнала при переходе с одного уровня разложения на другой [3].

Для вейвлет-обработки контуров возможно представление контура в виде последовательности значений двух или трех координат отдельных точек контура (рис. 1).

Представление контура в виде множества одномерных сигналов позволяет разрабатывать алгоритмы обработки контуров на основе их пирамидального представления и анализа коэффициентов разложения (рис. 2, 3).



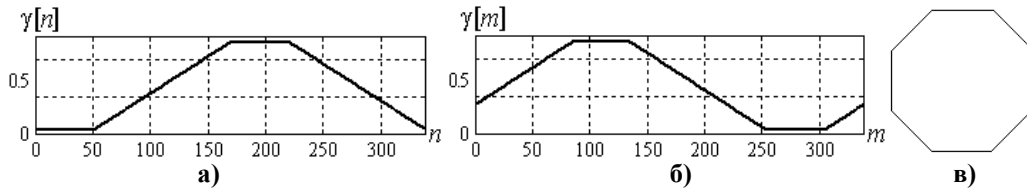


Рис. 1. Последовательность абсцисс (а) и ординат (б) эталонного контура (в).

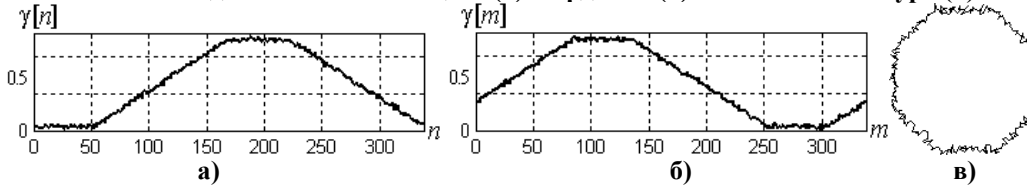


Рис. 2. Последовательность абсцисс (а) и ординат (б) зашумленного контура (в).

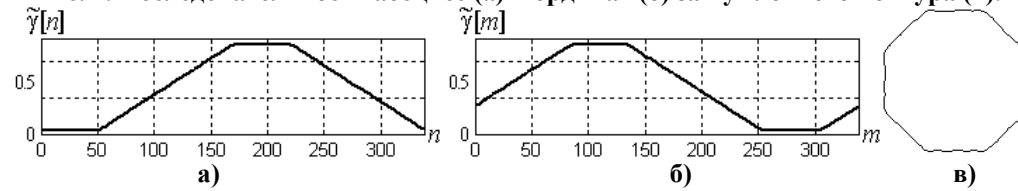


Рис. 3. Последовательность абсцисс (а) и ординат (б) обработанного контура (в).

#### Литература

1. Прэтт, У. Цифровая обработка изображений: в 2 кн. / У. Прэтт – М. : Мир, 1982.
2. Малла, С. Вэйвлеты в обработке сигналов / С. Малла ; пер. – М. : Мир, 2005. – 671 с.
3. Фомин, А.А. Выделение и обработка контуров изображений на основе вейвлет-преобразования / А.А. Фомин // Системы управления и информационные технологии. 2007. №1.2(27). – С. 295–299.