



ГИБРИДНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ МОДЕЛИ В СИСТЕМАХ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

С. Антощук, О. Бабилунга

Кафедра информационных систем, Институт компьютерных систем,
Одесский национальный политехнический университет,
проспект Шевченко, 1, г. Одесса, 65044, Украина,
svetlana_onpu@mail.ru, babilunga@mail.ru

Резюме: в данной статье проанализированы информационные процессы, происходящие в системах обработки визуальной информации. Представлен подход к построению гибридных информационных моделей в системах обработки изображений, который позволил создавать более эффективные методы и информационные технологии обработки, анализа и распознавания изображений.

Ключевые слова: информационные технологии, визуальная информация, обработка и распознавание изображений, гибридные модели, контурный анализ.

ВВЕДЕНИЕ

В современных информационно-управляющих системах (ИУС) все чаще применяют системы обработки визуальной информации (СОВИ), предназначенные для решения самых разнообразных задач: измерение и контроль линейных и угловых размеров неподвижных и движущихся объектов, счет объектов и учет продукции, контроль формы изделий и определение отклонений от эталонных форм и др. [1, 2]. Особенно эффективно использование СОВИ в тех случаях, когда непосредственное взаимодействие с объектом контроля невозможно. Основное назначение таких систем – отображение, обработка и устранение избыточности визуальной информации, представление ее в таком виде и количестве, которое позволяет выделить существенные характеристики систем, объектов, процессов, оценить их состояние, выработать в случае необходимости сигналы управления процессом, объектом [3, 4]. Визуальная информация (ВИ) обрабатывается практически во всех диапазонах электромагнитных и акустических волн: оптическом, радио-, рентгеновском, ультразвуковом и др. В настоящее время область применения СОВИ ограничена из-за их недостаточной эффективности и универсальности, поэтому повышение качества обработки визуальной информации, представленной в виде изображений, является важной научной и

практической проблемой. Ее решение возможно при эффективном моделировании СОВИ и происходящих в них процессов [3].

1. АНАЛИЗ ИНФОРМАЦИОННЫХ ПРОЦЕССОВ В СИСТЕМАХ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Поскольку СОВИ относятся к сложным системам, работающим в условиях неопределенности исходной информации, основной функцией которых является извлечение существенной информации, определяющей эффективность работы ИУС в целом, то для их моделирования целесообразно использовать системный подход. Иерархия целей применения СОВИ отражена в системной модели (рис.1). Полученная ВИ в ИУС может быть предназначена для наблюдения за объектом (сбор, преобразование и первичная обработка данных, визуализация), обнаружения объекта или измерения информации о нем (контроль, обнаружение отклонений) и опознавания объекта или его характеристик (диагностика, оценка параметров объекта управления и классификационное заключение) [5].



Рис. 1 – Системная модель применения СОВИ в ИУС

Существующие СОВИ включают системы формирования изображений и автоматизированные системы обработки изображений (СОИ). Системы формирования изображений осуществляют восприятие и фиксацию ВИ на носителе информации. Выбор конкретного типа считывания визуальной информации производится на основании известных (точно или приближенно) характеристик исследуемых объектов с учетом необходимых эксплуатационных требований.

Поскольку роль СОИ, в соответствии с приведенной системной моделью, может быть разной, то при их создании целесообразно учитывать модели обработки изображений, модели входных и выходных данных на разных уровнях обработки. Такой подход соответствует информационной теории, в рамках которой рассматриваются три тесно связанные между собой проблемы – входное представление, обработка (преобразование) и выходное представление изображений [4]. Они учитывались при разработке моделей.

Анализ основных информационных подходов к моделированию процессов представления и обработки ВИ в СОИ с учетом системной модели позволяет выделить четыре уровня глубины обработки ВИ (табл. 1). В таблице введены следующие обозначения: $B(x, y)$ – яркостное представление ВИ; $I'(x, y)$ – яркостное представление ВИ в виде изображения; $\Phi\{\}$ – оператор обработки; $I_j(x, y)$ – сегментированная область изображения; $KP_j(x, y)$ – контур области

изображения; K_{ji} – вектор контурного описания области изображения; T_j – вектор характерных точек; C_j – вектор признаков; Q_L – классификационное решение (совокупность выделенных классов).

Таблица 1. Уровни глубины обработки визуальной информации

Уровень обработки ВИ	Характер анализа изображения	Модель информационного процесса [4]
1	Предварительная обработка	$B(x, y) \rightarrow \Phi\{I'(x, y)\} \rightarrow I(x, y)$
2	Общий и детальный анализ (сегментация)	$I(x, y) \rightarrow I_j(x, y) \rightarrow KP_j(x, y)$
3	Выделение и анализ признаков (идентификация)	$KP_j(x, y) \rightarrow K_{ji} \rightarrow T_j \rightarrow C_j$
4	Классификация	$C_j \rightarrow Q_L$

При разработке информационных технологий для каждого уровня сталкиваются с необходимостью соблюдения ряда требований:

- обеспечение инвариантности к проективным преобразованиям (масштабу, повороту, сдвигу);
- обеспечение устойчивости к шумам и искажениям формы;
- соблюдение жестких временных рамок, т.е. проведение процесса распознавания в реальном масштабе времени;
- обеспечение унификации используемых методов.

Учет этих требований и повышение достоверности получаемой СОИ значимой информации возможен на базе единого информационного подхода и учета моделей представления и обработки ВИ на всех указанных уровнях. Проведенный анализ показал, что существующие основные информационные подходы к моделированию процессов представления и обработки ВИ – структурный (сигнальный), статистический и семантический – не удовлетворяют требованиям практики. Поэтому существует необходимость разработки гибридных моделей обработки ВИ на всех уровнях, которые объединяют разные информационные подходы и позволяют

создавать более эффективные методы и информационные технологии обработки, анализа и распознавания изображений [6].

2. СИГНАЛЬНО-СТАТИСТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ИЗОБРАЖЕНИЙ ОБЪЕКТОВ РАСПОЗНАВАНИЯ

На этапе предварительного анализа на основании базы данных и базы знаний, включающих априорную информацию об объекте распознавания, формируются модель изображений объектов распознавания и статистическая модель помеховой ситуации.

Изображение, содержащее объект(ы) на однородном фоне обычно моделируют сечением. Для полутонового (или силуэтного) сечения изображения объекта при моделировании без ограничения общности часто применяется одномерная модель функции интенсивности на участке двустороннего перепада [3]. Модель (ступенчатую функцию) строки изображения объекта I_k получают путем дискретизации и квантования непрерывной модели.

Если полагать, что внутренние геометрические размеры обрабатываемого фрагмента не превышают минимальных размеров ступени, то определить модель фрагмента строки изображения можно следующим образом:

$$I_k = a_0 + a_1 S_k, \quad (1)$$

где a_0 – уровень фона, S_k – бинарный сигнал, a_1 – амплитуда сигнала.

Следует отметить, что преимуществами такой модели является возможность сведения к ней большинства характерных изображений, например, текстурных, и возможность приведения ее к бинарному виду путем присвоения уровню фона нулевых значений, а уровню сигнала – единичных.

Во многих случаях, изображение, полученное с помощью системы формирования изображений, оказывается малоприспособленным для автоматизированного анализа, из-за низкого качества. Снижение качества изображения может быть вызвано недостаточной четкостью, яркостью или контрастностью, зашумленностью или наличием на нем артефактов [1,2]. К основным причинам появления помех можно отнести следующие:

– внешние факторы – связаны с помехами, формируемыми внешней средой и

освещенностью;

– внутренние факторы – обусловлены помехами систем формирования изображений и ошибками на различных этапах преобразования ВИ;

– систематические причины – вызваны неисправностью элементов системы, неправильной настройкой, методическими погрешностями.

Некоторые из этих факторов могут быть частично или полностью скомпенсированы на этапе формирования, но помехи присутствуют практически всегда и их учет и устранение является актуальной задачей при обработке изображений во многих технических приложениях. Зашумленность изображения оказывает большое, а в ряде случаев – определяющее влияние на качество функционирования и эффективность базовых процедур и СОИ в целом. Для обоснованного выбора структуры и параметров информационной технологии предварительной обработки необходимо разработать модель помеховой ситуации. С учетом помеховых факторов статистическую модель обрабатываемого фрагмента строки изображения можно представить следующим образом:

$$I(x, y_i) = \{I_k(x, y_i), R(x, y_i), N(x, y_i), T(x, y_i)\}, \quad (2)$$

где $R(x, y_i)$ – модель неравномерной освещенности объекта; $N(x, y_i)$ – аддитивный гауссовский шум; $T(x, y_i)$ – импульсная помеха.

Данные модели имеют большое значение для решения ряда практически важных задач обработки ВИ.

3. СИГНАЛЬНО-СТАТИСТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ ВИ

В автоматизированных системах обработки и распознавания изображений одной из базовых процедур является предварительная обработка. Системы общего назначения работают при отношении сигнал/шум q не менее 10, а проблемно-ориентированные – при q большем 5 [2]. Поэтому снижение уровня помех будет рассматриваться в дальнейшем как цель предварительной обработки (ПрО). Эффективность этой процедуры во многом определяет эффективность СОИ в целом, и, в частности, такой важный параметр как помехоустойчивость. При высоком уровне помех ПрО определяет саму возможность проведения других процедур автоматизированного анализа и распознавания

изображений.

При ПрО и фильтрации сигналов и изображений нашли практическое применение лишь отдельные аспекты математической статистики, основанные на применении крайне упрощенных моделей помех. В частности, при разработке оптимальной согласованной или винеровской фильтрации, основанной на базовом уравнении Винера-Хопфа, полагалось, что помеха является аддитивной и флюктуационной, сам процесс полагался эргодическим, решение искалось в классе линейных систем. Ограничения налагались физической реализуемостью фильтров или вычислительной эффективностью процедуры обработки [6]. При современном экспоненциальном росте возможностей компьютерной техники вычислительная эффективность обработки постепенно отходит на второй план, выдвигая вперед качество обработки. Это позволило на базе анализа основных видов помех и существующих методов предварительной обработки разработать новую методологию синтеза алгоритмов ПрО. Проведенный анализ показал, что все основные методы ПрО (линейная, медианная и гомоморфная фильтрации) несут черты сигнального (взвешивание пикселей в апертуре обработки) и статистического (представление случайным полем и статистическая оценка числовых характеристик) подходов. Это позволило предложить сигнально-статистический подход при моделировании предварительной обработки (табл. 2) [5, 6].

При таком подходе разработка алгоритмов предварительной обработки ВИ предусматривает три этапа.

На первом этапе осуществляется выбор параметров сигнально-статистической модели:

- исследуются характер и статистические свойства помехи и выбирается адекватный поставленной задаче центр группирования и способ его оценки, отвечающий требованиям состоятельности, несмещенности и эффективности;
- выбирается размерность и форма апертуры (“окна”) $D(n, m)$, в которой производится обработка, где n, m – координаты в апертуре и $\mathbf{D} \subset \mathbf{F}$;
- рассчитываются частотная и импульсная характеристики (функции рассеивания точки), определяется взвешивающая функция, обеспечивающая необходимое преобразование Φ полезного сигнала (изображения) и снижение уровня помех.

Таблица 2. Сигнально-статистический подход

Вид помехи	Статистический подход к предварительной обработке ВИ	
	Центр группирования	Метод статистической оценки
$R(x, y_i)$	Среднее геометрическое	Среднее в логарифмическом пространстве
$N(x, y_i)$	Математическое ожидание	Среднее в исходном пространстве
$T(x, y_i)$	Медиана	Ранговый метод оценки
$R(x, y_i) + T(x, y_i)$	Среднее геометрическое	Ранговый метод оценки в логарифмическом пространстве
$R(x, y_i) + N(x, y_i)$	Мода	Анализ гистограммы в пространстве вейвлет-преобразования

На втором этапе реализуется модель предварительной обработки (в скользящем “окне”):

$$I(x, y) = \Phi[\{I'(x + n, y + m)\}], \quad (n, m) \in D, \quad (3)$$

где $\Phi\{\cdot\}$ – оператор преобразования отсчетов входного сигнала.

Оператор преобразования предусматривает следующую последовательность действий:

- фиксируется обрабатываемый отсчет (пиксель) $I'(x, y)$ и его окрестность $I'(x + n, y + m)$, определяемая размерностью апертуры D ;
- в зависимости от координат относительно обрабатываемого отсчета (пикселя) все составляющие окрестности взвешиваются;
- производится оценка выбранного априорно центра группирования взвешенного сигнала (изображения) внутри окрестности;
- значение обрабатываемого пикселя замещается на значение оценки центра группирования $I(x, y)$.

На третьем этапе производится оценка качества функционирования и эффективности предварительной обработки.

Все основные виды предварительной обработки сигналов (изображений) укладываются в схему модели (3). Если учесть возможности использования различных окон и комбинирования разных методов оценки центра

группирования и взвешивания (параметров модели), то очевидны возможности такой модели при решении самых разнообразных задач обработки изображений.

4. СИГНАЛЬНО-СЕМАНТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ПРИ КОНТУРНОМ АНАЛИЗЕ ИНФОРМАЦИИ

Обрабатываемое изображение чаще всего является локально неоднородным. Процесс распознавания целесообразно проводить на разных уровнях детализации объекта в зависимости от поставленной задачи. Например, в ряде практически важных задач изображение можно распознать по внешнему контуру объекта (силуэту), в других информативной частью являются мелкие детали объекта. Это соответствует закону перцепции: первоначально выделяется лишь общее, диффузионное представление о предмете, которое затем сменяется более определенным и детальным его восприятием.

Изображение целесообразно представлять в виде последовательности матриц с различным уровнем детальности, что соответствует пирамидальной модели обработки:

$$I(x, y) = \sum_{j=1}^M I_j(x, y), \quad (4)$$

где j – число уровней иерархии на изображении; $I_j(x, y)$ – изображение на j -м уровне иерархии ($j=1, \dots, M$).

В общем случае изображение $I_j(x, y)$ на каждом уровне есть совокупность изображений отдельных объектов и фона.

В такой постановке задача моделирования процессов обработки ВИ может быть разбита на такие этапы:

- представление изображения в виде структуры изображений “объект – подобъект(ы) – ... – подобъект(ы)” в виде (4);
- выделение объектов, соответствующих разным уровням иерархии;
- распознавание объектов и подобъектов.

Существующие методы пирамидального представления информации используют низкочастотную фильтрацию, которая размывает перепады интенсивности и затрудняет выделение контуров. Поэтому целесообразно для представления изображений использовать вейвлет-преобразование, имеющее свойства пространственно-частотной локализации с регулируемой детальностью, подчеркивающее

контуры, которое позволит производить обнаружение объектов на верхних уровнях пирамиды с последующей детализацией [2, 5].

Разработанная модель обработки ВИ заключается в следующем:

- на вход модели поступает матричное представление изображения после предварительной обработки;
- матрица интенсивностей подвергается вейвлет-преобразованию с разным уровнем разрешения. Масштабы преобразования выбираются с помощью априорной информации об изображениях в соответствии с целями управления;
- результатом является упорядоченная последовательность матриц с разным уровнем детальности;
- на выбранных уровнях производится выделение контуров и, в случае необходимости, уточнение положения контурного препарата;
- на выходе модели формируется пирамидальное представление контурных препаратов:

$$KP(x, y) = KP_1(x, y) \cup KP_2(x, y) \cup \dots \cup KP_M(x, y), \quad (5)$$

где $KP_j(x, y)$ – контурный препарат на j -м уровне иерархии; M – количество уровней иерархии.

В соответствии с данной моделью обработки энергия изображения концентрируется вблизи наиболее информативной части – перепадов интенсивности, что повышает вероятность правильного распознавания (достижения цели) – семантическую меру информации. Это характерно для семантических методов обработки и представления изображений. С другой стороны, вейвлет-преобразование представимо в виде свертки исходного изображения с вейвлет-функциями разного масштаба, что характерно для сигнального представления. Разработанную информационную модель обработки и представления изображений назовем пирамидальной сигнально-семантической. В качестве базисных функций вейвлет-преобразования могут применяться производные функции Гаусса, гиперболическое вейвлет-преобразование и др. [2, 7].

Информационная технология контурного анализа на базе пирамидальной сигнально-семантической модели позволяет целенаправленно выбирать и изменять количество уровней иерархии, устанавливать пороги обнаружения контурного препарата при изменяющихся условиях получения ВИ с целью

повышения достоверности данных для описания геометрической формы объектов. Адаптация порогового уровня при обнаружении контуров происходит в зависимости от цели обработки ВИ, с учетом характера полезного сигнала и помехи в соответствии с заданными критериями эффективности и/или критериальными отношениями, с учетом влияния на другие блоки (процедуры) обработки и систему в целом.

На базе разработанной модели можно реализовать различные подходы к построению иерархических моделей идентификации.

5. ИЕРАРХИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ПРИ СТРУКТУРНО-СТАТИСТИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ГЕОМЕТРИЧЕСКОЙ ФОРМЫ ОБЪЕКТОВ

Во многих практических приложениях объект распознавания имеет иерархическую структуру, т.е. может быть представлен в виде уровней: “объект(ы) – подобъект(ы) – элементарный подобъект(ы)”, для которых определено отношение принадлежности: отдельные уровни (подобъекты) располагаются внутри других уровней (объектов), внешних по отношению к ним. Необходимая для работы таких приложений информация заключена в форме объекта, присутствующего на изображении [8].

В результате проведения контурного анализа изображений на базе предложенной выше сигнально-семантической модели получают пирамидальное представление геометрических форм объекта и его деталей: набор контурных препаратов. Однако в модели (5) не учитывается цель обработки, определяющая степень детализации, а значит и необходимость получения контурных препаратов, и, следовательно, описаний контуров объектов на разных уровнях детализации. Поэтому предложено ввести параметр $\lambda_{ji} > 0$, определяющий семантическую значимость соответствующего уровня иерархии для получения описания объекта в целом, таким образом, выражение (5) преобразуется к виду

$$KP_{IKO}(x, y) = \bigcup_{j=1}^M \lambda_{ji} KP_j(x, y). \quad (6)$$

Тогда иерархическое контурное описание, может быть представлено выражением

$$K_{IKO} = \bigcup_{j=1}^M \bigcup_{i=1}^{N_j} (K_{ji})_{\lambda_{ji}}, \quad (7)$$

где K_{ji} – упорядоченное множество точек с

координатами $\{x_{1iq}^{(j)}, x_{2iq}^{(j)}\}$ контура некоторого i -го объекта на плоскости на уровне j ; M – количество уровней; N_j – количество объектов и подобъектов на j -м уровне; λ_{ji} – значимость i -ого объекта на j -ом уровне (от 1 до N).

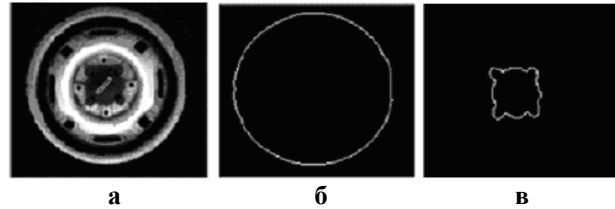


Рис. 2 – Пример изображения объекта иерархической структуры (а), контурный препарат первого уровня иерархии (б), контурный препарат j -го уровня иерархии (в).

Поскольку обычно наибольшей информативностью среди точек контура обладают точки наибольшей кривизны (характерные точки), то упорядоченное множество характерных точек j -го уровня T_j может однозначно описывать объект, т.е. справедливо

$$T_{IKO} = \bigcup_{j=1}^M \bigcup_{i=1}^{N_j} (T_j)_{\lambda_{ji}}. \quad (8)$$

На базе описаний (7) и (8) могут быть получены топологические признаки объекта (количество и взаимное расположение объектов и подобъектов), спектральные, геометрические и другие характеристики объекта распознавания – вектор контурных (характерных) признаков C_{IKO} , полученный путем преобразования $v_r(\cdot)$ или композиции преобразований $(\dots(v_2(v_1(\cdot))))$ начального вектора соответствующих признаков. Преобразования $v_r(\cdot)$ осуществляются с учетом значимости уровней иерархии и объектов на них

$$C_{IKO} = v_m(\dots(v_2(v_1(K_{IKO}))))),$$

$$C_{IKO} = v_m(\dots(v_2(v_1(T_{IKO}))))). \quad (9)$$

Эффективное моделирование процессов извлечения информации из изображений объектов иерархической структуры предполагает использование разных подходов к комбинированию моделей:

– полученная информация сопоставляется с моделями высокого уровня (начальный уровень i соответствует верхнему уровню иерархии), в

случае необходимости эта информация сопоставляется с моделями более низкого уровня, т.е. распознавание проходит по схеме “объект – подобъект” (“сверху вниз” или “нисходящее” описание). Такая схема может использоваться не только при распознавании структурированных объектов, но и при распознавании сцен;

– первоначально находятся подобъекты (начальный уровень i соответствует нижнему уровню иерархии), их описания и топологические особенности, затем на основании этих данных выполняется переход на следующий уровень иерархии, т.е. распознавание проходит по схеме “снизу вверх” (“восходящее” описание);

– выполняется одновременное описание объекта на всех уровнях иерархии, вычисление типовых (для данных моделей) признаков и принятие решений по их композиции.

Следует отметить, что использование гибридных моделей предполагает описание изображений объектов на некотором абстрактном уровне. Кроме того, для описания объектов на разных уровнях могут использоваться различные системы признаков. Такие структуры позволяют повысить точность моделирования, упростить и повысить достоверность этапа классификации.

5. ВЫВОДЫ

В статье показано применение информационного подхода к созданию гибридных моделей на разных уровнях обработки изображений. На базе описанных моделей разработано ряд новых эффективных методов, что позволило использовать их для решения широкого круга задач обработки и распознавания изображений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] П.Г. Катус, Г.П. Катус. Системы машинного видения с интеллектуальными видеодатчиками // *Информ. технологии*. – 2001. – № 10. – С. 28-33.
- [2] Р. Гонсалес, Р. Вудс. *Цифровая обработка изображений*. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
- [3] В.Г. Абакумов, С.Г. Антошук, В.Н. Крылов. Модели представления и обработки изображений: информационный подход // *Электроника и связь*. Киев. – 2006. – № 5. С. 36-43.

- [4] Д. Марр. *Зрение. Информационный подход к изучению представления и переработке зрительных образов*. Пер. с англ. – М.: Радио и связь, 1987. – 400 с.
- [5] С.Г. Антошук, В.Н. Крылов. Модели и методы представления и обработки данных при создании информационных технологий // *Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології*. Винница. – 2005. – Вып. 1(9). – С. 16-25.
- [6] В.Г. Абакумов, В.Н. Крылов, С.Г. Антошук. Предварительная обработка сигналов и изображений // *Электроника и связь*. Киев. – 2004. – № 21. – С. 64-67.
- [7] С.Г. Антошук, В.Н. Крылов. Обработка изображений в области гиперболического вейвлет-преобразования // *Автоматика. Автоматизация. Электротехнические комплексы и системы*. Херсон. – 2003. – № 2. – С. 7-10.
- [8] С.Г. Антошук, А.А. Николенко, О.Ю. Бабилунга. Модель структурированного объекта с учетом семантической значимости // *Международная научно-техническая конференция “Искусственный интеллект. Интеллектуальные системы” (ИИ-2008)*. Донецк, 2008. – С. 42-45.



Антошук Светлана Григорьевна, Директор института компьютерных систем Одесского национального политехнического университета, заведующая кафедрой информационных систем, доктор технических наук, профессор.

Научные интересы: информационные управляющие системы и технологии, компьютерные системы искусственного интеллекта.



Бабилунга Оксана Юрьевна, Кандидат технических наук, доцент кафедры информационных систем Одесского национального политехнического университета.

Научные интересы: системы и средства искусственного интеллекта, обработка и распознавание изображений.