УДК 621:681.93.932

ПРОБЛЕМА ИДЕНТИФИКАЦИИ РАСТРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В ПРОЦЕССЕ ВИДЕООЦИФРОВКИ НЕРЕГУЛЯРНЫХ ОБЪЕКТОВ

Ю.В. Полозков

Витебский государственный технологический университет

Для построения компьютерных моделей пространственно сложных (нерегулярных) объектов посредством видеооцифровки [1] априорные данные формируются в результате обработки видеоизображений поверхностей их аналогов (рис. 1). Первоначально, на снимках, получаемых в процессе видеооцифровки, отображаются проекции точек поверхности, освещенных с помощью специального слайда. Изменение кривизны последовательно расположенных проекций (световых линий) изображения обусловливается изменением формы поверхности. После предварительной обработки такие растровые изображения представляются матрицами размера m x n пикселей с установленной монохромной палитрой. Для получения априорных данных осуществляется дешифрирование полученных скелетизированных изображений (рис. 2), которое состоит в сегментации и анализе компонент изображения.

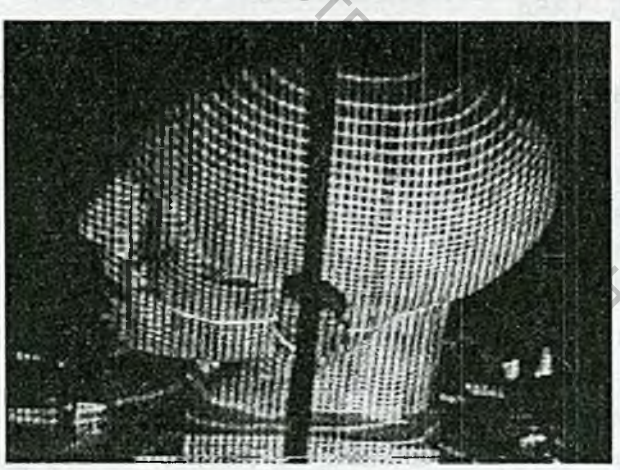


Рисунок 1 - Исходное изображение фрагмента поверхности нерегулярного объекта



Рисунок 2 - Скелетизированное изображение фрагмента поверхности нерегулярного объекта

Сегментация, в данном случае, состоит в прослеживании последовательности элементов (пикселей) одинаковой палитры, образующих компоненту изображения. Таким образом, под компонентой G_R на растре G ($G_R \subset G$) понимается такое множество элементов $\langle i, j \rangle$, для которых любые два элемента $\langle i_1, j_1 \rangle$ и $\langle i_2, j_2 \rangle$ можно объединить цепью элементов, принадлежащих множеству G, функция $a_{i,j}$ в которых приобретает значение единицы, таких, что любые два соседних элемента этой цепи связаны, и не существует другого элемента, не принадлежащего множеству G, который был бы связан хотя бы с одним элементом этого множества [2]. Тогда априорная информация видеооцифровки представляется совокупностью компонент $G \subset E$, содержащая множество элементов $\langle i, j \rangle$, функция $a_{i,j}$ в которых приобретает значение единицы.

Выделение компонент осуществляется последовательным просмотром палитры каждого элемента строки, начиная с исходного пикселя, находящегося в левом нижнем углу изображения. В результате определяется начальный элемент контур-

ной компоненты, имеющий минимальную координату по высоте. После обнаружения начального элемента и записи его декартовых координат в системе координат изображения, посредством выполнения логических операций со смежными начальному элементу пикселями прослеживается контурная компонента. Два соседних элемента связаны, если расстояние между ними в выбранной метрике не превышает некоторой заданной величины. В основе алгоритма прослеживания лежит предположение о восьмисвязности изображения [2], т. е. считается, что каждый обрабатываемый элемент изображения a_{ij} имеет восемь "соседей" (рис. 4). При нахождении и записи последнего элемента связной компоненты продолжается сканирование бинарного изображения вдоль строки, на которой был найден начальный элемент компоненты. Причем, если на этой строке находятся только элементы фона G, то производится переход на последующие строки изображения до обнаружения исходного элемента новой компоненты, не входящего в состав ранее исследованных компонент. Затем повторяется процесс прослеживания для новой компоненты. По окончании детектирования связных компонент, в порядке сегментации, записываются значения координат их элементов в выходной массив. Полученный массив характеризует положения проекций точек поверхности, освещенных при видеосъемке, в плоскости снимка и является априорным массивом в процессе построения трехмерной модели нерегулярного объекта.

Однако, при наличии на объекте углублений, отверстий и других "неприятных" особенностей формы, свойственных нерегулярным поверхностям, а также в случае существования вложенных компонент, частичной потери информации из-за некачественного проведения съемки или предварительной обработки видеоизображения могут возникать разрывы компонент изображений. Это приводит к изменению истинного количества и последовательности расположения проекций световых полос слайда, так как начальный элемент охватывающей компоненты, имеющий минимальную координату по высоте, может оказаться ниже начального элемента вложенной компоненты, а части одной компоненты могут быть приняты за самостоятельные компоненты и, следовательно, записаны в выходном массиве в порядке сканирования изображения (рис. 3). Очевидно, что такого рода искажения априорных данных могут вызывать значительные погрешности трехмерных цифровых моделей объектов, формируемых посредством видеооцифровки.

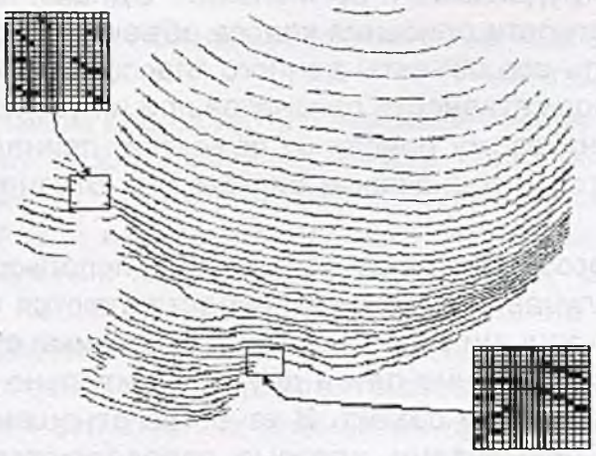


Рисунок 3 - Характерные неопределенности связности компонент изображения

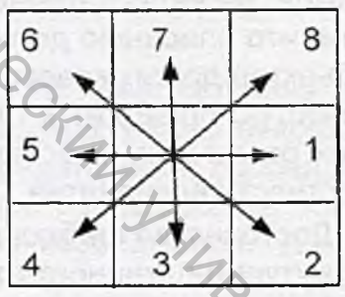


Рисунок 4 - Схема цепного кода растрового изображения

Проблема структуризации и связности компонент растрового изображения может быть решена на основе принципа целостности восприятия [3]. Этот принцип положен в основу реализации различных систем технического зрения, распознающих текст, папиллярные узоры, геометрические, картографические и др. образы. В соответствии с принципом целостности любой воспринимаемый объект рассматривается как целое, состоящее из частей, связанных между собой определенными отно-

Витебский государственный технологический университет

шениями. Для разработки формальных моделей описания изображений используются шаблонный, структурный, признаковый подходы и их сочетания [3, 4].

В шаблонном описании изображение объекта представляется в растровом или векторном виде, и задается класс преобразований (например, повтор, масштабирование и пр.). Интерпретация исходного объекта заключается в поиске наиболее схожего шаблона из имеющихся в заранее сформированной базе данных.

При структурном описании исследуются строение и взаимное расположение частей объекта. При этом объект описывается как граф, узлами которого являются элементы входного объекта, а дугами - пространственные отношения между ними. Системы, реализующие подобный подход, обычно работают с векторными изображениями.

Признаковое описание предполагает представление усредненного изображения каждого объекта в виде объекта в n-мерном пространстве признаков [4, 5]. Для этого выбирается алфавит признаков, значения которых вычисляются при распознавании входного изображения. Полученный n-мерный вектор сравнивается с эталонными, и изображение относится к наиболее подходящему из них. Для сокращения глобального перебора в пространстве эталонов часто производится предварительная классификация (в общем виде напоминающая последовательную дихотомию), когда на основе анализа значений одного или нескольких признаков осуществляется последовательное разбиение всего множества эталонов на группы, и окончательная классификация осуществляется в одной из этих групп уже на основе меньшего количества признаков. Выделение признаков осуществляется, как правило, на основе визуального анализа специфики представления подлежащих распознаванию образов. Для обеспечения правильного выбора множества признаков, необходимо учесть следующие аспекты:

- наличие априорной информации о связи выбираемого признака с тем классом объектов, для распознавания которого он будет использоваться;
- достаточную информативность признака;
- необходимость и достаточность использования всего множества выбранных признаков.

Тщательный выбор признаков позволяет обеспечить высокую степень принятия адекватного решения при наименьшей трудоемкости вычислений. Однако, необходимое, но недостаточное условие целостности описания класса объектов состоит в том, что описанию должны удовлетворять все объекты данного класса и ни один из объектов других классов. Снижение информативности признаков при их вычислении зачастую приводит к одинаковому признаковому описанию объектов, принадлежащих различным классам. Вследствие этого признаковые системы не отвечают целостности восприятия.

Достоинства шаблонного и структурного подходов сочетаются при использовании структурно-пятенного эталона. В этом случае изображения представляются в виде набора пятен, связанных между собой n-арными отношениями, задающими структуру объекта. Эти отношения (то есть расположение пятен друг относительно друга) образуют структурные элементы, составляющие объект. В качестве отношений используются связи между структурными элементами, которые определяются либо метрическими характеристиками этих элементов, либо их взаимным расположением на изображении. В процессе распознавания эталон накладывается на изображение, и отношения между выделенными на изображении пятнами сравниваются с отношениями пятен в эталоне. Если выделенные на изображении пятна и отношения между ними удовлетворяют эталону некоторого объекта, то данный объект добавляется в список гипотез о результате распознавания входного изображения.

Сложность анализа рассматриваемых скелетизированных изображений состоит в невозможности создания шаблонов ввиду непредсказуемости характера развития компонент изображения. Кроме того, непрерывная компонента и части дискретной

Электронный архив библиотеки Витебского государственного технологического университета

компоненты могут иметь одинаковое признаковое описание. Поэтому формализацию процесса распознавания таких изображений целесообразно проводить сочетая структурное и признаковое описания. При этом следует заметить, что аргументы функций, описывающих выделенные компоненты изображений, не могут убывать.

Для интерпретации целостного скелетизированного изображения были определены следующие терминальные элементы: элементарная компонента (ЭК) представляющаяся сегментом линии. Непрерывная компонента (НК) – это ЭК, не имеющая разрывов по всей своей длине, не соприкасающаяся ни с какой другой компонентой, не имеющая ответвлений и обратных направлений. Базовая компонента (БК) – это НК, имеющая начальную точку, расположенную перед конечными точками других компонент. Фрагмент компоненты (Ф) обладает характеристиками НК, но имеет начальную точку, расположенную не ранее конечной точки БК.

Комбинации этих терминальных элементов, формируемые по семантическим правилам, описывают синтезированные компоненты (СК). Таким образом, синтезированная компонента представляется цепочкой компонент, содержащей базовую компоненту и фрагменты, не соприкасающейся ни с какой другой (смежной по вертикали) компонентой, не имеющей ответвлений и обратных направлений. В общем же случае синтезированной компонентой могут быть интерпретированы НК или БК без фрагментов.

В признаковом пространстве синтезированная компонента, как и терминальные элементы, представляется вектором, содержащим ряд семантических атрибутов: метрические (длина, координаты особых точек); аналитические (характер изменения кривизны); структурные (взаимная линейная и угловая ориентация компонент, количество терминальных элементов, тип элементов); топологические (вложенность, смежность, последовательность и др.).

В качестве особых выступают начальные, конечные точки ТЕ, а также их текущие точки, координаты (по оси X или Y) которых равны координатам начальных и конечных точек смежных ТЕ. По координатам особых точек выполняется проверка логических условий сравнения, определяющих пространственные отношения для двух ТЕ (рис. 4).

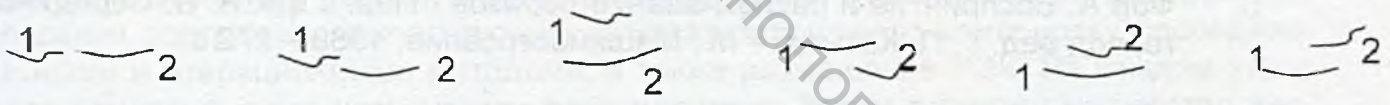


Рисунок 4 - Примеры пространственных отношений между терминальными элементами

При таком способе структуризации увеличение количества ТЕ приводит к значительному возрастанию сложности описания их пространственных взаимоотношений. Однако, сочетания этих "элементарных" отношений, определяемые посредством булевой алгебры, позволяют идентифицировать взаимное расположение всех терминальных элементов, составляющих скелетизированное изображение. Такой подход часто используется при создании искусственных нейронных сетей, для формирования сложных структурных конструкций, учитывающих общий контекст при распознавании образов, текстов и других неупорядоченных систем. В качестве основных структурных элементов при реализации нейроподобной сети, в данном случае, выступают матрицы булевых функций, составленные для каждого из вариантов пространственных отношений между всеми парами ТЕ изображения. Элементам этих матриц присваивается значение булевой функции, соответствующее единице, если выполняются заданные условия сравнения, в противном случае присваивается ноль. Двоичные значения элементов матриц, определенных семантическими правилами, задают внешнее возбуждение нейрона, отклик которого устанавливает принадлежность ТЕ текущей цепочке или воспринимается следующими нейронами, проверяющими пространственно-логические отношения между анализируемыми ТЕ. Структуризация ТЕ с применением принципов построения нейроподобной сети также позволяет решить одну из наиболее распространенных

Белгородский государственный технологический университет

задач распознавания образов, заключающуюся в корректном составлении цепочек из компонент, являющихся составными частями распознаваемых скелетизированных образов. При этом важным преимуществом нейроподобных сетей является свойство их обучения, необходимое для выработки адекватного решения по выделению синтезированных компонент, состоящих из последовательно расположенных ТЕ. Это обеспечивается определением относительной важности признаков (метрических, аналитических и пр.) анализируемых ТЕ путем сравнения их весовых коэффициентов и учета взаимосвязей между выбранными признаками. Способность системы нейроподобных сетей к обучению может существенно сократить неопределенность связности дискретных компонент, которая носит случайный характер и обусловлена особенностями формы (выступами, поднутрениями и др.) поверхности объекта оцифровки, а также частичной потерей информации на этапах видеосъемки, предварительной обработки и сегментации видеоизображений.

Таким образом, разработка нейросетевого алгоритма, моделирующего закономерности взаимного расположения скелетизированных компонент, основанного на их признаковом описании, обеспечит корректность и целостность машинной интерпретации изображения объекта оцифровки. Рассмотренные подходы позволяют формализовать и автоматизировать комплекс задач, возникающих в процессе обработки изображений пространственно сложных объектов при их видеооцифровке.

Список использованных источников

1. Свирский Д. Н., Полозков Ю. В. Создание трехмерных цифровых моделей нерегулярных объектов по их видеоизображениям. // Цифровая обработка изображений. - Мн.: ИТК НАН Беларуси, 2001, вып. 5. С.33 – 38.
2. Самошкин М. А. Автоматизация преобразования и обработки графической информации. - Мн.: Навука і тэхніка, 1991. – 335 с.
3. WWW.mari-el.ru/mmlab/home/AI.
4. Абламейко С. В., Лагуновский Д. М. Обработка изображений: технология, методы, применение. Учебное пособие. – Мн.: Амалфея, 2000. – 304 с.
5. Фор А. Восприятие и распознавание образов / Пер. с фр. А. В. Серединского; под ред. Г. П. Катыса. – М.: Машиностроение, 1989 – 272 с.

SUMMARY

The problem of raster images processing automation in videodigitizing process is considered. The features of segmentation and analysis slices of these images are shown. The traditional 2D machine vision methods are described. The combined method is offered to automate raster images identification stage in irregular objects videodigitizing process. It is based on principles of artificial neural nets construction.

УДК 621.3.049.73.75:001.2(024)

ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНЫЙ МЕТОД РАЗРЕЗАНИЯ ГРАФА С МИНИМИЗАЦИЕЙ ВНЕШНИХ СВЯЗЕЙ

А.С. Шандриков

Проектирование радиоэлектронных средств (РЭС) начинается с решения задачи компоновки модулей в определённые конструктивные единицы. Для решения этой задачи принципиальная электрическая схема проектируемого РЭС заменяется математической моделью в виде графа G = (X, U), множество вершин которого X интерпретирует радиоэлектронные компоненты (РЭК), а множество рёбер U — связи между ними. Использование графа в качестве модели принципиальной электриче-

Витебский государственный технологический университет