

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДА ОБРАБОТКИ ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИЙ И ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ, ИНВАРИАНТНОГО К ПРОСТРАНСТВЕННЫМ ИЗМЕНЕНИЯМ АНАЛИЗИРУЕМОЙ СЦЕНЫ

Ляпин А.И., Суворов Е.Ю., Сидоров С.Б.

Научно-исследовательский институт измерительных систем им. Ю.Е. Седакова
г. Нижний Новгород, ГСП-486, 603950. E-mail: akhrust@niis.mnov.ru

Рассматривается метод идентификации, независимый от пространственных изменений анализируемой сцены. Исследования метода проводились на экспериментальном макете системы идентификации с помощью каталога тестовых видеоизображений. Приведены некоторые результаты исследований макета.

Современные достижения в области распознавания видеоизображений сводятся к стремлению автоматизировать процесс и исключить человеческий фактор на этапе принятия решения. До настоящего времени остается актуальной задача идентификации объектов на некотором двумерном изображении. Решение данной задачи позволит повысить надежность функционирования систем контроля, управления, охраны и т.п. При общей постановке такой задачи требуется идентифицировать объект в реальном времени при пространственных изменениях анализируемой сцены, т.е. при различных ракурсах наблюдения и масштабах приближения к ней. В данной работе предлагается метод обработки видеоизображений и распознавания объектов и приводятся некоторые результаты технической реализации данного метода.

Обобщенная функциональная организация классической методики обработки изображений и идентификации объектов представляет следующую последовательность этапов [1]:

- сегментация изображения;
- построение аналитического описания полученных образов;
- классификация.

Рассмотрим конкретное содержание этапов предлагаемой авторами методики.

На этапе сегментации изображения реализуется его предварительная обработка и бинаризация относительно рассчитываемого порога. В качестве операций предварительной обработки используется следующий набор фильтров: медианный, линейный НЧ-фильтр, соляризация. Операцию медианной фильтрации изображения окном 3×3 можно представить следующим выражением:

$I'_{i,j} = med(I_1, I_2, \dots, I_9) = I_5^*$, где $I_1=I_{i-1,j-1}$, $I_2=I_{i,j-1}$, $I_3=I_{i+1,j-1}$, $I_4=I_{i-1,j}$, $I_5=I_{i,j}$, $I_6=I_{i+1,j}$, $I_7=I_{i-1,j+1}$, $I_8=I_{i,j+1}$, $I_9=I_{i+1,j+1}$; $med(I_1, I_2, \dots, I_9)$ – функция, осуществляющая сортировку по возрастанию значений яркостей $\{I_1, I_2, \dots, I_9\}$ и сохранение 5-го элемента I_5^* отсортированной выборки, $I_{i,j}$ – интенсивность точки (i, j) изображения до фильтрации, $I'_{i,j}$ – интенсивность после фильтрации. Низкочастотная фильтрация изображения представляет собой свертку элементов изображения с маской M :

$I'_{i,j} = \sum_{k=1}^5 \sum_{n=1}^5 I_{i+k-3, j+n-3} M_{k,n}$, где $M_{k,n}$ – элемент единичной матрицы M . Операция соляризации

изображения сводится к вычислению $I'_{i,j} = k * I_{i,j} * (r_{max} - I_{i,j})$, где k – коэффициент управления динамическим диапазоном изображения по квадратичному закону с внутренним параметром r_{max} . Результатом сегментации изображения является получение последовательности образов. На этапе построения аналитического описания для каждого образа рассчитывается набор классификационных признаков. Выбор соответствующей базы признаков описания объектов поиска определяет инвариантность процедуры идентификации относительно пространственных изменений анализируемой сцены. В качестве признаков классификации использовались пространственные и спектральные характеристики объектов. В предлагаемой методике к пространственным признакам относятся значения коэффициентов формы объекта, его характеристики внутренней конфигурации, характеристики контура. Расчет пространственных признаков проводится относительно центра тяжести соответствующего образа. К спектральным признакам классификации относятся значения средней яркости объекта распознавания и его гистограммные спектральные характеристики.

На этапе классификации в условиях априорной неопределенности осуществляется принятие решения о степени сходства входного представления значений признаков с множеством эталонов. В силу значительной нелинейности поставленной задачи (инвариантность относительно пространственных изменений) этап классификации реализован на основе нейросетевого подхода. Разработка архитектуры нейронной сети проводилась для полносвязной НС типа многослойный персептрон [2]. Оптимальной сетью считалась сеть с максимальным качеством и минимальной ошибкой классификации. Под ошибкой (E_r) на k -м подмножестве понималась квадратичная ошибка, равная сумме квадратов разностей между ожидаемыми целевыми и фактическими значениями функций активации каждого выходного нейрона, при подаче на вход

наблюдения из данного подмножества: $E_r = \sum_{i=1}^{N_k} \left[(Z_{1i}^o - Z_{1i})^2 + (Z_{2i}^o - Z_{2i})^2 + (Z_{3i}^o - Z_{3i})^2 \right]$, где Z_m^o –

ожидаемое целевое значение функции активации n -го выходного нейрона, Z_{ni} – реальное значение функции

активации n -го выходного нейрона, N_k – число наблюдений на k -м подмножестве, i – номер наблюдения. Под качеством (Pr) сети на k -м подмножестве понималась доля правильно классифицированных наблюдений из этого подмножества: $Pr = \frac{N_k^r}{N_k}$, где N_k – общее число наблюдений в k -м подмножестве;

N_k^r – число правильно классифицированных наблюдений. Для определения оптимальной сети использовался критерий соотношения показателей ошибки и качества на контрольном подмножестве БД и сложности архитектуры НС. Обучение нейронной сети происходило на массиве наблюдений, включающих в себя параметры классификации, подающихся на вход этой сети, и ожидающихся выходных значений нейронной сети – классов объектов распознавания. В качестве оптимальной была признана архитектура трехслойного персептрона (рис. 1). Ошибка этой сети при классификации предложенных объектов составила 0,0473, а качество – 0,9955.

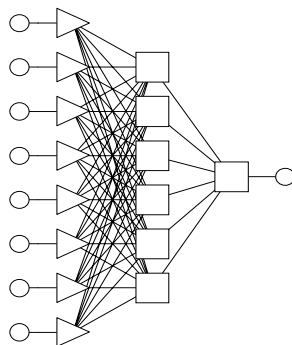


Рис. 1 Архитектура трехслойного персептрона

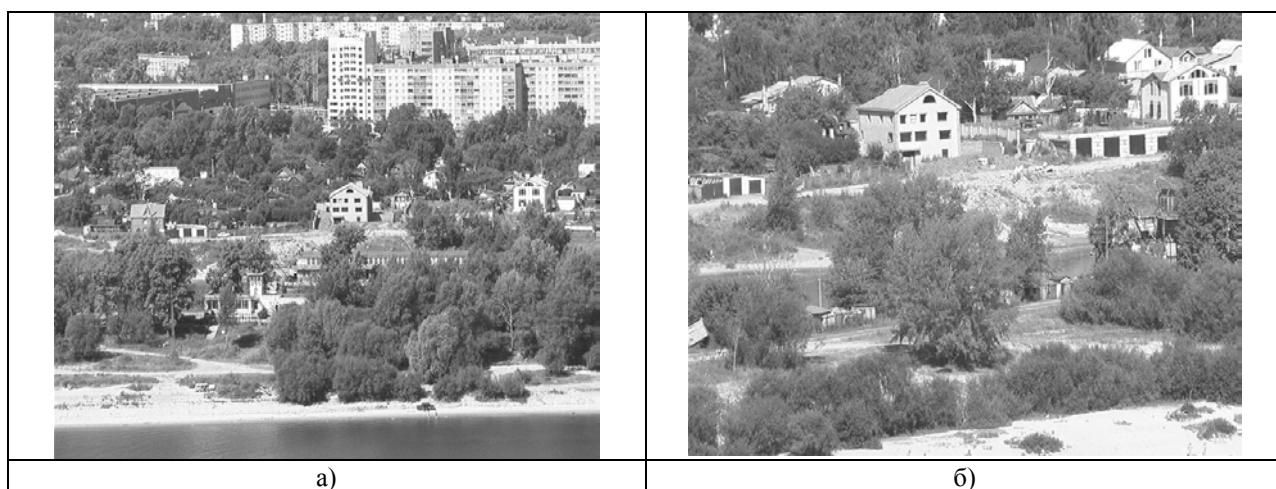


Рис. 2 Тестовые видеоизображения

Для отработки алгоритмов предложенной методики был подготовлен каталог тестовых видеоизображений. В качестве объектов поиска и идентификации использовались объекты городской застройки на фоне неоднородного антропогенного пейзажа. Создание каталога тестовых видеоизображений выбранных объектов проводилось под различными ракурсами наблюдения в диапазоне углов $\sim 30^\circ$ и на удалении от объектов поиска 200 – 2000 м. На рис. 2 приведены примеры использовавшихся тестовых видеоизображений из каталога.

Техническая реализация методики выполнена в виде экспериментального макета системы идентификации, структурная схема которого приведена на рис. 3. Этапы сегментации изображения и построения аналитического описания выполнены на нейропроцессоре J1879VM1 разработки НПЦ “Модуль” г. Москва, операции классификации реализованы на ПЛИС производства фирмы Xilinx.

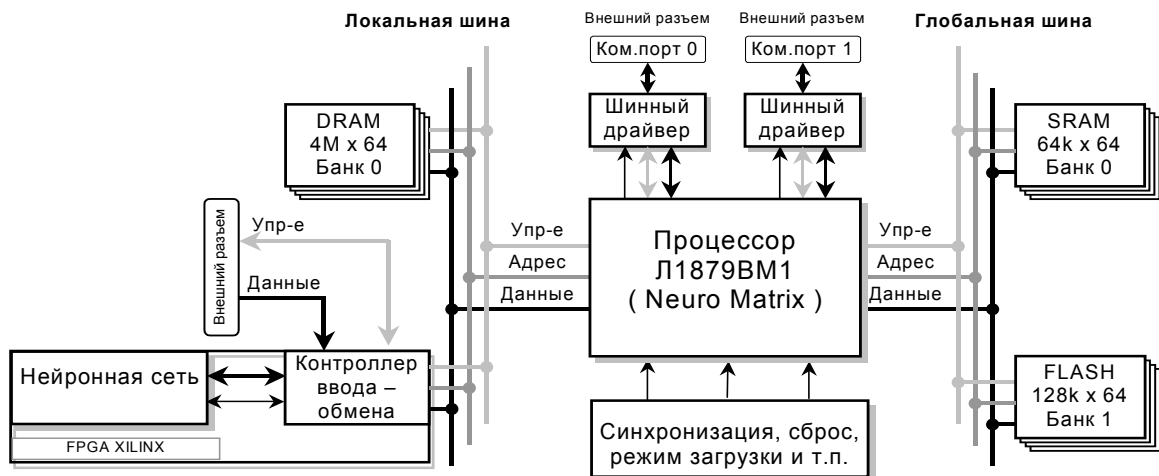


Рис. 3 Структурная схема экспериментального макета системы идентификации

Исследования работы системы идентификации проводились на 500 тестовых видеоизображениях сцены из каталога (не совпадающими с подмножеством БД обучения НС). Проверка работоспособности предложенного метода обработки изображений и идентификации объектов показала, что система идентификации уверенно определяет местоположение искомого объекта в 80% случаях, не находит объект в 5% предъявлений и примерно в 15% случаев наряду с правильным происходит ложное обнаружение. Общее время работы системы идентификации, затрачиваемое на обработку одного цифрового изображения форматом 128×64, составляет ~0,3 сек.

Предложенный метод обработки видеоизображений и идентификации объектов, инвариантный к пространственным изменениям анализируемой сцены, обладает достаточной надежностью и быстродействием.

Литература

1. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. В 2-х кн. – М.: Мир, 1982.
2. Ляпин А.И., Хрусталеv А.А., Суворов Е.Ю. Методы обработки изображений и распознавания объектов на меняющемся фоне/В кн.: Труды международной специализированной конференции военных и двойных технологий. – Н. Новгород, 2002 г.

