РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ И ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ СЦЕНЫ В СИСТЕМЕ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ

Р. В. Асаула

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время все большее распространение в коммерческих и бытовых приложениях получают системы видеонаблюдения. Интерес к процессам узнавания и распознавания объектов всегда был значительным, особенно в связи с возрастающими практическими потребностями: системы охраны, верификация кредитных карточек, криминалистическая экспертиза, телеконференции, системы слежения за дорогами, автоматического управления и т.д.

Рассмотрим несколько подходов к решению задачи распознавания:

Лицо характеризуется наборам собственных лиц и их линейных коэффициентов (Principal Component Analysis), этот метод позволяет вести поиск в большой базе данных, но он абсолютно непригоден при изменении ракурса и освещенности.

Методы основанные на геометрических характеристиках лица распознают лицо по расстоянию между различными точками, данные методы имеют высокую точность при распознавании фотографии или при построении трехмерной картины лица.

Скрытые Марковские модели применяются следующим образом. Для каждой модели вычисляется вероятность того, что изображение лица могло быть сгенерирована именно этой моделью. Недостаток данного метода в том, что он не обладает различающей способностью.

В этой работе для решения задачи автоматического распознавания используется комбинация Габоровских вейвлетных и нейронных сетей. Нейронные сети при соответствующем обучении обладают высоким быстродействием и точностью распознавания. Однако процесс обучения многослойной нейронной сети, даже на небольшом наборе, является длительным и требует больших вычислительных затрат. Чтобы решить эту проблему, в работе используется Габоровская вейвлетная сеть.

1. АЛГОРИТМ РАБОТЫ ГАБОРОВСКОЙ СЕТИ

Схема Габоровской сети представлена на рис. 1. Данная сеть восстанавливает изображение, для которого были вычислены ее веса и параметры

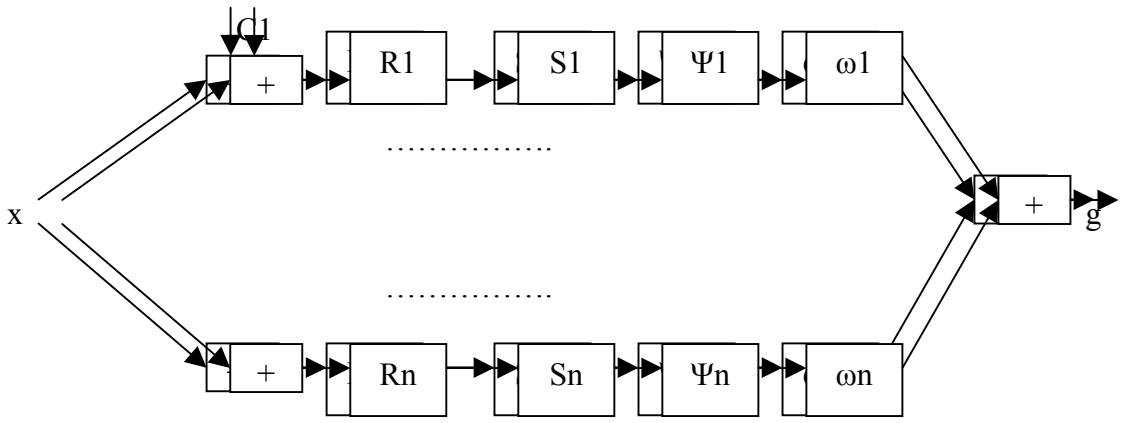

Рис. 1. Структурная схема сети Габора

Габоровских функций. Основная идея распознавания лиц с помощью Габоровских сетей состоит в настройке параметров сети на определенное изображение: находятся параметры Габоровских вейвлетов и рассчитываются веса этих вейвлетов. Когда на сеть поступает тестируемое изображение, то для него рассчитываются новые веса, параметры вейвлетов остаются теми, которые были получены при настройке сети. Если тестируемое лицо принадлежит тому человеку, для которого настраивалась сеть, то и веса вейвлетных функций будут схожи.

1.1. Габоровские фильтры

Комплексная функция Габора представляет собой Гауссово распределение модулированное комплексными гармониками. В двухмерном пространстве математическое выражение отклика фильтра выглядит следующим образом:

$$g^{e}_{\sigma,\omega_0}(x) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y}\exp(-\frac{1}{2}(\frac{x^2}{\sigma_x^2}+\frac{y^2}{\sigma_y^2}))\exp(j\omega_0(x+y)). \qquad (1)$$

Уравнение (1) может быть разделено на действительную g^{e}_{σ,ω_0} и мнимую g^{o}_{σ,ω_0} части:

$$g^{e}_{\sigma,\omega_0}(x) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y}\exp(-\frac{1}{2}(\frac{x^2}{\sigma_x^2}+\frac{y^2}{\sigma_y^2}))\cos(\omega_0(x+y)), \qquad (2)$$

$$g^{o}_{\sigma,\omega_0}(x) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y}\exp(-\frac{1}{2}(\frac{x^2}{\sigma_x^2}+\frac{y^2}{\sigma_y^2}))\sin(\omega_0(x+y)). \qquad (3)$$

Габоровские функции дают хорошую локализацию и в частотном пространстве и в пространстве изображений. Они являются хорошими детекторами признаков [1].

1.2. Построение Габоровской сети

В Габоровской сети (рис. 1.) используется мнимая часть материнского двумерного вейвлета (3), после добавления параметров растяжения, трансляции и поворота данная часть вейвлета будет выглядеть следующим образом:

$$\begin{aligned}\Psi_{n_i}(x,y) = \frac{2}{\pi^3}\exp(-\frac{1}{2\pi^2}[(s_{x_i}((x-c_{x_i})\cos\theta_i + (y-c_{y_i})\sin\theta_i))^2 \\ +(s_{y_i}(-(x-c_{x_i})\sin\theta_i + (y-c_{y_i})\cos\theta_i))^2]) \\ \sin(\omega_0 s_{x_i}((x-c_{x_i})\cos\theta_i - (y-c_{y_i})\sin\theta_i))\end{aligned} \quad (4)$$

где $n = (c_x, c_y, \theta, s_x, s_y)$ – параметры Габоровского вейвлета; c_x, c_y – отвечают за сдвиг, θ – поворот, s_x, s_y – растяжение.

При поиске первого вейвлета (i=1) считается, что его вес равен единице. Далее происходит поиск параметров из условия (5), рассчитывается вес вейвлета и ищется следующий вейвлет, для которого начальный вес также выбирается равным единице.

$$E = \min_{n_i,\omega_i} \| f - \sum_i \omega_i \Psi_{n_i} \|_2^2 \quad (5)$$

Когда вейвлет найден, происходит перерасчет весов для всех найденных вейвлетов и происходит поиск следующего вейвлета.

1.3. Вычисление весов

Веса вейвлетов рассчитываются путем ортогонального проецирования изображения лица <I> в векторное пространство $<\Psi_{n_1},...,\Psi_{n_{n-1}}>$. Однако Габоровские вейвлеты не ортогональны. Для семейства Габоровских вейвлетов ψ невозможно рассчитать вес ω_i непосредственным проецированием вейвлета Ψ_{n_i} на изображение. Проблема может быть решена путем ввода взаимно ортогонального семейства вейвлетов $\tilde{\Psi}$ [2]. Тогда веса могут быть рассчитаны по формуле (6):

$$\begin{aligned}< f, \tilde{\Psi}_k >= \int f(x)\tilde{\Psi}_k(x)dx = \int[\sum_i \omega_i \Psi_i(x)]\tilde{\Psi}_k(x)dx = \\ = \sum_i \omega_i [\int \Psi_i(x)\tilde{\Psi}_k(x)dx] = \sum_i \omega_i \delta_{i,k} = \omega_k\end{aligned} \quad (6)$$

Взаимно ортогональный вейвлет рассчитывается по формуле (7):

$$\tilde{\Psi}_{n_i} = \sum_{j=1}^{N} (\Phi_{i,j})^{-1} \Psi_{n_j} \qquad (7)$$

где $\Phi_{i,j} = < \Psi_{n_i}, \Psi_{n_j} >$ матрица скалярных произведений вейвлетов.

2. НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

Нейронные сети в работе использовались для итогового Распознавания. На вход данной сети подавался набор весов сформированный Габоровской вейвлетной сетью. По выходу нейронной сети принимается решение, принадлежит ли лицо к тому классу лиц, для которых вейвлетная сеть была настроена. Обучалась нейронная сеть на наборе весов, полученных в результате обработки Габоровской сетью множества изображений лиц. Для обучения использовался метод обратного распространения ошибки [3].

3. ТЕСТИРОВАНИЕ

Тестирование проводилось на процессоре Pentium III с частотой 933 МГц и 512 Мб оперативной памяти. Использовалась база данных лиц фирмы Surrey, которая была дополнена базой данных сформированной автором с помощью цифровой камеры.

При тестировании точности распознавания для оптимизации использовалось 40 вейвлетов. Веса вейвлетов подавались на обученную трехслойную нейронную сеть с количеством нейронов 5, 3, 1 в 1, 2, 3 слоях соответственно.

Тестирование показало, что с помощью разработанной системы достигается 90% точность распознавания при следующих допущениях: выражение и ракурс изображений лиц близки к тем изображениям, которые были использованы на этапе обучения в процессе оптимизации вейвлетной сети. Погрешности распознавания обусловлены недостаточной полнотой обучающего набора нейронной сети. Естественно точность распознавания можно повысить за счет увеличения и более тщательного выбора обучающего набора изображений лиц.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Следует отметить, что разработанная система распознавания имеет достаточно высокую точность распознавания и быстродействие. При этом требуемые на реализацию аппаратные ресурсы являются общедос-

тупными и недорогими, что позволяет применять данную систему в офисных и домашних приложениях.

Литература

1. *Reed T. R., Du Buf J. M. H.* A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques. – CVGIP: Image Understanding, v. 57, 3, 1993, 359 – 372.
2. *Chui, C. K.* 1992 An Introduction to Wavelets. Academic Press.
3. *Змитрович А.И.* Интеллектуальные информационные системы. – Мн.: НТООО «ТетраСистемс», 1997.

МОДЕЛИРОВАНИЕ РАБОТЫ SPMD ПРОГРАММ В ЛОКАЛЬНЫХ СЕТЯХ

А. Е. Верхотуров

Согласно классификации Флинна [1] имеются два основных класса параллельных ЭВМ.

- SIMD (Single Instruction - Multiple Data) - одиночный поток команд и множественный поток данных. В таких ЭВМ выполняется единственная программа, но каждая команда обрабатывает массив данных. Это соответствует векторной форме параллелизма.
- MIMD (Multiple Instruction - Multiple Data) - множественный поток команд и множественный поток данных. В таких ЭВМ одновременно и независимо друг от друга выполняется несколько программных ветвей, обменивающихся данными. Такие системы обычно называют многопроцессорными. Кластерные компьютеры относятся к этому классу.

С появлением стандарта параллельного программирования MPI и реализации MPICH для кластеров на основе сетей ПЭВМ, стала актуальной задача эффективного использования аппаратных средств вычислительной сети параллельными программами. Параллельная MPI-программа запускается на узлах вычислительной сети, в виде процесса операционной системы, стандарт MPI предоставляет функции для обмена сообщениями между процессами MPI.

Различают два вида параллелизма для кластеров: параллелизм по данным и параллелизм по операциям. Параллелизм по операциям означает выполнение различных действий на различных узлах вычислительной сети. Параллелизм по данным, называемый также геометрическим, означает, что разные процессы выполняют одни и те же операции, но с разными данными.

Параллелизм по данным удобен при программировании задач с обработкой больших массивов данных тем, что параллельная программа создается и отлаживается теми же средствами, что и последовательная. Та-