

基于异构多核并行加速的嵌入式神经网络人脸识别方法

高 放 黄樟钦

(北京工业大学北京市物联网软件与系统工程技术研究中心 北京 100124)

摘 要 针对传统视频监控设备进行前端人脸识别时处理大量人脸数据所面临的计算性能不足的问题,提出了一种基于 CPU-多核加速器异构结构的前馈神经网络并行加速框架,然后借助主成分分析方法对人脸数据进行特征提取用于神经网络的训练,并将训练好的神经网络模型导入神经网络加速框架中进行分类识别的方法。该方法最终在集成 Zynq SoC 和 Epiphany 的 Parallella 嵌入式并行计算平台中进行了系统实现。实验数据表明,该方法在保证识别准确率一致的情况下,能够提供相对于 Zynq 中的双核 ARM 处理器 8 倍的识别加速能力,在嵌入式人脸识别加速方面具有显著作用。

关键词 人脸识别,多核处理器,神经网络,主成分分析,Parallella

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.03.047

Embedded Neural Network Face Recognition Method Based on Heterogeneous Multicore Parallel Acceleration

GAO Fang HUANG Zhang-qin

(Beijing Engineering Research Center for IoT Software and Systems, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract Computing performance for massive face data is one of the key problems for face recognition on surveillance device. To improve the performance of embedded face recognition systems, a novel parallel feed forward neural network acceleration framework was established based on CPU-multicore accelerator heterogeneous architecture firstly. Secondly, a feature extraction method based on PCA algorithm was used to extract face features for neural network training and classification. Thirdly, the trained neural network parameters can be imported to the parallel neural network framework for face recognition. Finally, the architecture was implemented on hardware platform named Parallella integrating Zynq Soc and Epiphany. The experimental results show that the proposed implementation obtains very consistent accuracy than that of the dual-core ARM, and achieves 8 times speedup than that of the dual-core ARM. Experiment results prove that the proposed system has significant advantages on computing performance.

Keywords Face recognition, Multicore processor, Neural network, Primary component analysis, Parallella

1 引言

人脸识别是识别图像或者视频中人物身份的方法。作为信息和图像处理的关键技术,人脸识别经常作为许多生物识别系统的关键功能模块,是计算机视觉领域的一个重要研究方向^[1]。传统人脸识别设备多用于门禁、身份认证等领域,处理的数据量往往较小,计算实时性要求不高,随着信息技术的发展以及智慧城市和公共安全需求的日益增长,视频监控系统的覆盖范围越来越广,实现了大范围、多层次的监控网络,被大规模应用于公共安全、交通监管等领域。随着监控技术的发展和监控覆盖范围的扩大,各种基于视频监控的新型应用不断涌现,如行人检测^[2]、目标跟踪^[3]、行为识别^[4]、目标识别^[5]等。人脸识别作为目标检测与目标识别技术在监控领域的一个关键应用,在公共安全领域将具有重要作用,如追踪逃犯和寻找失踪人员等。传统智能视频监控系统架构往往仍将

摄像头作为视频采集前端,将视频输入后台数据中心后再进行数据处理^[6-7],而随着监控系统的覆盖范围和监控领域(公共场所、建筑、交通运输车辆)越来越广,传统后端处理的模式越来越不能满足智能监控的实时性需求。随着物联网的发展,出现了数据融合的概念^[8],将数据处理的功能前移到采集前端进行处理,仅上报有意义数据的模式是解决此问题的有效手段。但这种趋势将对视频采集设备提出新的挑战:在识别算法方面,传统人脸识别身份认证系统多使用基于模板的特征匹配算法^[9],多用于理想角度、理想光照条件下的身份认证,而视频监控系统的采集环境多样,识别能力将因光照、角度、衣着等大大降低,简单的人脸匹配算法将不能满足准确度的需求;在计算性能方面,由于摄像头常被安放于公共场所,面向的人员众多,传统视频采集设备的计算处理能力将不能满足大数据量的实时计算要求。

有助于提高识别率的方法是使用具有更高适应能力的机

到稿日期:2017-02-07 返修日期:2017-04-21 本文受国家自然科学基金(61502018),北京市自然科学基金(4122010)资助。

高 放(1983—),男,博士生,主要研究方向为高性能嵌入式计算、物联网软件与系统,E-mail:gaofangpaper@126.com;黄樟钦(1965—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为嵌入式系统软硬件协同设计等,E-mail:zhuang@bjut.edu.cn(通信作者)。

器学习算法,常用的有支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[10]和神经网络^[11]等。神经网络的非线性映射能力对人脸识别准确率具有正面作用,是解决传统模板匹配算法准确率不足的重要手段之一。但是,由于神经网络具有多层次、多神经元的运算逻辑结构,随着采样特征的增大和分类类别(人员数量)的增加,网络复杂度将进一步增加,进而增大识别过程的计算复杂度,从而对视频采集设备的计算能力提出了更高的要求。大规模多核并行计算十分适应神经网络多层次多节点的计算模型。在研究领域,已有多种基于多核计算技术对神经网络进行并行加速的研究成果,这些研究常基于 GPU^[12]、桌面级多核 CPU^[13]、专用 ASIC^[14]以及超级计算机^[15]等,但是这些方法由于功耗、体积和成本方面的原因,并不适用于视频采集的嵌入式设备,由于嵌入式多核处理器的匮乏,神经网络优化技术仍保留在双核、四核 CPU 加速阶段,其优化效果受限明显。基于适合嵌入式系统的低功耗大规模多核处理器研究神经网络加速技术,对解决智能监控设备人脸识别的准确率低、计算能力不足的问题具有重要作用。

2 神经网络加速框架

2.1 BP 神经网络

一个经典的 BP 神经网络系统包括若干神经元分层。第一层是输入层,其神经元数量与特征向量元素个数对应;最后一层为输出层,用于分类时其神经元数量与类型数量对应;两层之间的神经元层为隐层,其层数与每层神经元数取决于网络结构的设计。因此,一个神经网络至少包括 3 个神经元层,特征向量从输入层输入,在隐层间计算和传递,最终的计算结果从输出层输出,BP 神经网络的基本结构如图 1 所示。

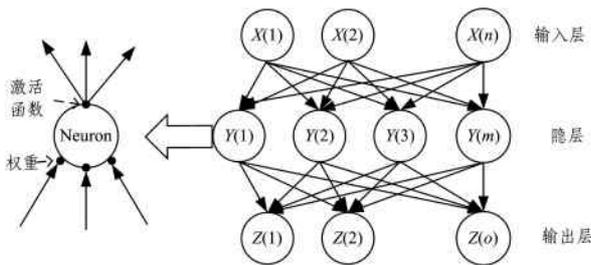


图 1 BP 神经网络的基本结构

Fig. 1 Fundamental structure of BP network

每个神经元均包含一个激活函数、一个权重以及一个偏置,每个神经元的输入 x_i 和输出 y_j 的计算关系为:

$$y_j = f(\sum_i W_{i,j} x_i)$$

其中, $W_{i,j}$ 代表神经元 j 的触突 i 的输入权值, f 代表其激活函数。常用的激活函数为线性函数:

$$y = b + \sum_i x_i w_i$$

另一个常用的激活函数为 Sigmoid 函数:

$$y = \frac{1}{1 + e^{-(b + \sum_i x_i w_i)}}$$

其中, b 为神经元的输出偏置。

BP 神经网络的分类过程就是上述公式的计算过程,被称为前馈过程。每个神经元的权重和偏置需要通过训练确定。

2.2 神经网络加速框架

2.2.1 加速框架架构设计

神经网络加速框架基于 CPU-加速器系统结构,以 CPU 为主控处理器,负责执行控制、数据预处理以及加速器调度。加速器负责实现神经网络模型的并行加速。适合本框架的多核加速器需要具有以下特点:

- 1) 多核平台具有多个处理单元 (Processing Element, PE),并由片上网络(Network on Chip, NoC)进行互联,这是大规模多核处理器的常见结构;
- 2) 每个 PE 具有独立存储器,但每个核的存储器可被其他 PE 访问,以便核间数据传递;
- 3) PE 之间可通过 NoC 进行核间通信;
- 4) 核间通信和数据传递延迟将随着跳数的增加而加大。

以上为多核处理器的常见特点。基于此结构的神经网络加速框架设计需要重点考虑以下 3 个问题:

- 1) 神经元映射算法:将多层多个神经元映射到多个 PE 中进行并行计算;
- 2) 数据组织策略:以满足多核平台要求的方式组织、存储神经网络的输入数据、输出数据以及中间数据;
- 3) 核间通讯机制:找到一种合适的通讯模型来降低核间数据传输延迟。

基于以上架构设计策略,提出神经网络并行加速框架的整体架构,如图 2 所示。

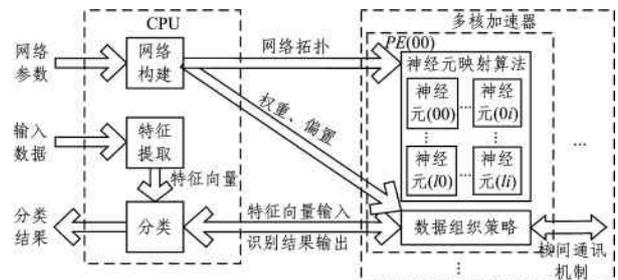


图 2 神经网络并行加速框架

Fig. 2 Parallel acceleration architecture of neural network

2.2.2 神经元映射算法

神经网络的结构取决于具体的应用,其中输入层神经元数量取决于特征样本的向量数,输出层数量取决于分类类型数,隐层的规模取决于网络拓扑结构设计。考虑到嵌入式片上多核处理器的 PE 规模一般较小,神经元映射算法的步骤如下:

- 1) 输入层神经元由于无计算任务,也无激活函数、输入权值以及计算偏执,因此无需映射到 PE 中,输入特征向量可直接传递给第一隐层神经元;
- 2) 每层神经元将被平均分配给所有 PE;
- 3) 对于不同神经元层,PE 是被复用的,每个 PE 都将被分配到每个层的神经元;
- 4) 所有 PE 按层的先后顺序执行对应层分配给自身的神经元计算。

综上所述,假设多核环境中存在 N 个 PE,当一共有 L 层的神经网络在其上分配时,每层的神经元个数为 n_k ($k = 1, 2, \dots, L$),则每个 PE 分配到的神经元数量如下:

$$M = (\sum_k n_k) / N$$

2.2.3 数据组织和传输策略

神经网络运算中的相关数据包括输入特征向量、输出结果向量、每个神经元的输入权重、计算偏置以及在每层神经元间传递的中间数据。基于每种数据的用途以及生存周期,将数据存储空间分为3类。

1) 网络参数空间:每个 PE 将存储分配于其上的每个神经元的权重、偏置及激活函数。

2) 运算数据空间:包括输入数据、输出数据和分类计算过程的中间数据。每个 PE 维护中间数据空间,每个空间都包括分别用于存储3类数据的相同大小的子空间。

3) 索引信息表:由于神经元和数据均分布式存在于不同的 PE 中,需建立神经元全局编号和 PE 内编号映射表、数据全局映射表和 PE 内映射表以及权重偏置映射表等几种索引数据。PE 负责维护这些索引数据并在整个前馈运算中依靠其进行数据传递。

2.2.4 核间通讯机制

当一个隐层的计算过程结束后,由于各层神经元都被分布式分配到所有 PE 中,因此每个 PE 都需要传递自己所属的每个该层神经元的计算结果到其余 PE,在这个阶段以广播的方式来达到最高效率。考虑到不同多核平台的 NoC 机制差异,不排除在有些环境中需要通过多次单播来实现广播的效果,在适配具体硬件环境时需要考虑该问题。

上述方式的数据传递将使运算数据在每个 PE 中进行同步:

- 1) 输入数据在系统初始化后被加载;
- 2) 中间数据将在每层神经元运算完成后生成;
- 3) 输出数据在输出层运算结束后生成。

由此可知,只有每个 PE 的输出层输出数据不需要传递给其他 PE。前馈运算结束后,每个 PE 生成一部分输出数据,这些分布式的输出数据将被传输到共享内存的输出数据空间中以组合成完整的输出结果,最终被主控 CPU 获取。

3 人脸识别系统设计

3.1 Parallella 并行计算平台

Parallella 是 Adapteva 设计的一块信用卡大小的高性能并行处理主板(见图3),主要处理元件为一块 Xilinx Zynq 7000 系列芯片和一块 Epiphany 多核并行处理芯片,Zynq 内部的双核 Cortex-A9 作为系统主控 CPU,Epiphany 作为协处理器用于并行加速,Zynq 可以运行基于 ARM 的 Linux 操作系统。该主板具有最高 5 瓦的能耗,具有典型的 CPU-加速器系统结构,便于实现低功耗并行计算系统。Epiphany 是一种具有可扩展能力的片上多核处理器,集成十几个至几十个不等的独立计算核,每个核具有浮点计算单元、证书计算单元以及存储器等结构,构成了一个完整的 CPU 系统,这些 CPU 由二维片上网络连接。16 核的 Epiphany 芯片在最高 2W 的功率下可提供 32GFLOPS 的峰值计算能力和 8GB/S 的数据吞吐量^[16]。该芯片具有低功耗、低成本、低空间占用的特点,十分适用于嵌入式高性能计算领域。Parallella 及 Epiphany 芯片的内部架构如图 4 所示。

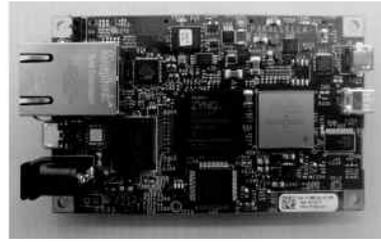


图3 Parallella 主板

Fig.3 Parallella board

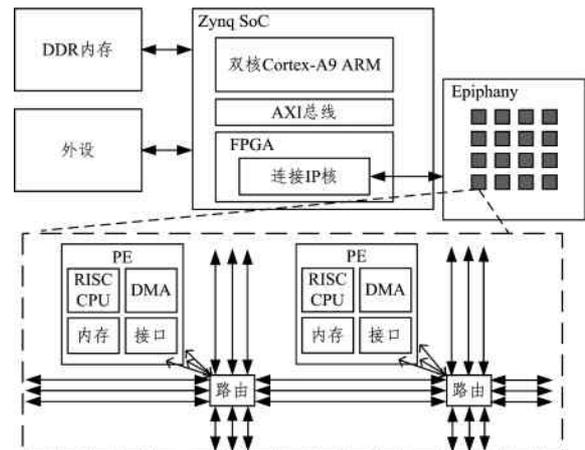


图4 Parallella 及 Epiphany 架构示意

Fig.4 Parallella and Epiphany architectures

3.2 特征提取算法

图像数据是一种像素数据,数据维数较高并且对图像识别并无实际意义,将整个图像数据作为神经网络的输入数据将导致网络规模无意义增大及训练失败,常用识别方法均通过一定的算法对原始图像进行特征提取,用提取的特征值进行训练和识别。对于嵌入式系统,降低数据密度有利于降低对运算和存储能力的需求,从而提高性能。主成分分析(Primary Component Analysis, PCA)是一种通过降低数据维数来减少数据量的方法,该方法通过正交变换的方式,从高维空间中提取主要特征,从而实现降维,多用于图像数据的特征提取^[17]。

PCA 处理的主要步骤如下:

- 1) 将原始图像数据构造为矩阵;
- 2) 求原始数据的协方差矩阵;
- 3) 求协方差矩阵的特征值和特征向量;
- 4) 设置最终输出的特征个数;
- 5) 将特征向量和特征值构成映射矩阵,根据设定的特征个数选择前 n 行或 n 列作为最终映射矩阵;
- 6) 使用映射矩阵对原始数据进行映射,输出投影降维后的特征矩阵。

3.3 神经网络训练方法

由于神经网络加速框架的设计目的是解决嵌入式系统中的神经网络前馈识别性能问题,并提供训练功能,因此本系统采取在 Matlab 中进行预先训练来获得网络参数进而导入加速框架的方式。确定网络参数的流程如下(见图5):

- 1) 对训练图像数据进行特征提取;
- 2) 设计神经网络拓扑结构;

3) 执行训练过程;

4) 导出包含网络结构、激活函数设置以及神经元权值和偏置的网络参数集。



图 5 神经网络参数的生成流程

Fig. 5 Generation process of neural network parameter

3.4 系统工作流程

在 Parallella 平台中,识别系统主要包括以下 3 个部分,其工作流程如图 6 所示。

1) 主控 CPU(双核 Cortex-A9)

① Epiphany 代码生成及载入:根据神经网络设计动态生成网络定义代码,将编译后的代码载入 Epiphany 芯片;

② 数据获取和特征提取:获取图像数据并采用 PCA 算法进行特征提取;

③ 数据载入及加速器激活:将特征数据存入共享内存空间中并激活 Epiphany 代码执行;

④ 结果数据获取与处理:从共享内存空间中获取将 Epiphany 执行完后输出的结果数据,并对数据进行处理,获得最终的识别结果。

2) 共享内存空间(DDR)

进行 ARM 和 Epiphany 之间的数据传递。

3) 多核加速器(Epiphany)

① 从共享内存空间中将特征数据载入到本地存储;

② 执行神经网络前馈计算流程;

③ 将运算结果传输到共享内存空间。

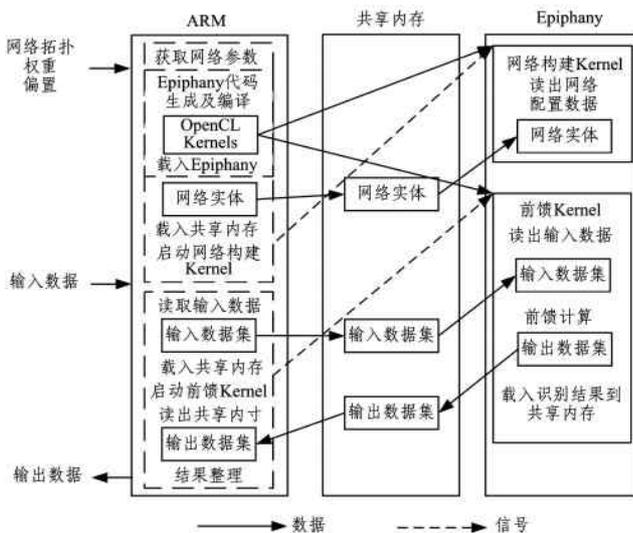


图 6 Parallella 人脸识别系统架构及工作流程

Fig. 6 Workflow and architecture of Parallella based face recognition system

3.5 系统实现

识别系统软件在 CO-Processing THReads(COPRTHR) SDK^[18]的支持下采用 C++ 和 OpenCL 语言相结合的方式进行了代码实现。

1) CPU 代码:运行于 ARM 上的 C++ 程序;

2) 加速器代码:运行于 Epiphany 上的 OpenCL 程序。

4 实验和分析

4.1 实验设计

本研究关注多核平台对神经网络人脸识别的加速能力,因此省略人脸检测阶段和人脸图像提取阶段,并忽略特征提取算法优化方面的工作,基于 ORL 人脸数据库对系统人脸识别速度进行验证。具体实验方案如下。

1) 实验设备

实验设备如表 1 所列。

表 1 实验设备

Table 1 Experiment equipment

设备	型号	配置	数量	功能
Parallella 开发板	P1602-DK02 Embedded	Zynq 7020(667MHz), Epiphany E16G301 (600MHz), Linaro Linux	1	人脸识别执行
PC 主机	联想 Think Center M6250T	Core i5, Windows 10 Professional	1	模型训练、实验控制、数据获取
千兆以太网交换机	Cisco Catalyst 2960-S	-	1	PC 主机与 Parallella 间的网络连接

2) 实验样本

本文实验选择 ORL 人脸数据库。该数据库包含 40 人的 400 张面部图像,包括姿态、表情和面部饰物的变化,分辨率为 112×92。每组图像随机使用 8 张作为训练样本,2 张作为测试样本。

3) 特征提取算法

使用 PCA 算法将图像降维至 40 维。

4) 神经网络拓扑结构

设计一个 3 层的 BP 网络,隐层神经元数量由 40 至 100 递增,测试每种神经元数量下的识别准确率和并行算法的加速能力,神经网络结构的具体设置如表 2 所列。

表 2 神经网络结构

Table 2 Neural network structure

层数	神经元数量			激活函数		
	输入层	隐层	输出层	输入层	隐层	输出层
3	40	40~100, 每次加 10	40	无	Logsig	Logsig

5) 训练方法

使用 Matlab 对训练样本进行特征提取及神经网络训练,导出神经网络参数集。训练算法为 traingdx,学习率为 0.01。

6) 对照组

编写基于 ARM 的 C++ 神经网络程序,将其运行于 Zynq 中的双核 Cortex-A9 ARM 处理器中,采用同样的神经网络结构对测试样本进行分类识别,从而取得准确度及运算速度数据。

4.2 实验结果分析

表 3 列出了不同网络结构、不同执行环境中的识别准确率结果,由于网络拓扑结构与各神经元参数一致,因此识别结果也同样一致。

表3 不同网络结构下的识别正确率

Table 3 Recognition rate in different network structure
(单位: %)

隐层神经元数	并行算法 识别率	ARM 串行 识别率	Matlab 识别率
40	90.1	90.1	90.1
50	96.3	96.3	96.3
60	97.2	97.2	97.2
70	97.2	97.2	97.2
80	96.5	96.5	96.5
90	96.5	96.5	96.5
100	94.6	94.6	94.6

表4显示神经网络运算以外的关键工作步骤在并行算法和ARM串行对照算法下的执行时间。由结果可知,由于并行模式下需要增加对Epiphany的相关操作,因此所需要的额外执行时间相较于纯ARM计算时多。

表4 关键步骤的执行时间

Table 4 Execution time of several key steps
(单位: s)

功能	执行时间	
	ARM+Epiphany 多核并行算法	ARM 串行算法
Epiphany 代码生成及编译	1.532	无
Epiphany 初始化	0.153	无
图像特征提取	0.052	0.052
特征数据输入 Epiphany	0.002	无
识别结果自 Epiphany 输出	0.002	无
结果整理	0.001	0.001
合计	1.742	0.053

图7给出了在Epiphany并行环境及ARM串行环境下神经网络前馈识别的执行时间,图8给出了不同神经元数量下Epiphany相对ARM的并行加速能力。结果显示:

1)在Epiphany并行模式下,当神经网络的结构和数据量相同时,Epiphany能够达到约8倍的加速能力。虽然Epiphany与ARM的主频相近,但由于ARM的计算能力远强于Epiphany中的单个PE,因此Epiphany并不能实现相较ARM核心数量成倍数的加速能力。

2)随着神经网络规模的增加,Epiphany内部PE间的数据传递量也随之增加,导致加速能力略微下降。

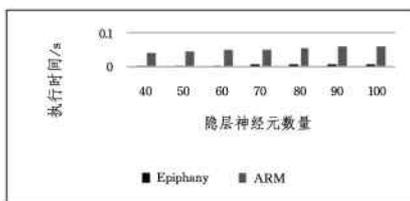


图7 不同神经元规模下 Epiphany 和 ARM 的前馈执行时间

Fig. 7 Feed forward time cost of Epiphany and ARM in different neural scales

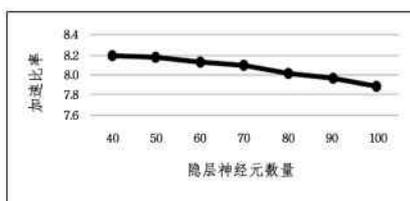


图8 不同神经元规模下 Epiphany 与 ARM 的加速比比较

Fig. 8 Comparison of acceleration ratio of Epiphany and ARM in different neural scales

结束语 本文的核心内容是实现一种面向前端视频采集设备的高性能人脸识别方法,其实现形式是借助小型化、低功耗、易开发的嵌入式多核芯片和CPU-多核加速器的混合并行计算环境,实现BP神经网络的前馈分类并行加速,采用特征提取算法获得人脸特征数据进行训练和分类识别,最终实现人脸识别的并行加速目的。本文提出的计算框架已经作为核心智能识别功能应用于具体科研项目中,在国家发改委下一代互联网技术研发、产业化和规模商用专项“基于IPv6移动物联网交通车辆安防终端研制和应用示范”中进行了实际公交安全监控应用实验。实验结果体现了较高的应用价值。

但所提方法也有一定的局限性,当需要检测的人员人数越多时,神经网络的输出层神经元规模将越大,从而导致整个神经网络的规模增大,在现有设计下,并行加速能力会随之降低。下一步工作将继续研究更高效的核间通信算法,降低核间数据的传递开销,进一步优化系统的并行效率,同时探索其他类型的神经网络以及其他机器学习算法的并行化方式,不断优化嵌入式并行人脸识别系统的执行效率和适应能力。

参考文献

- [1] ZHAO W, CHELLAPPA R, ROSENFELD A, et al. Face recognition: a literature survey [J]. ACM Computing Surveys, 2003, 35(4): 399-458.
- [2] DOLLAR P, WOJEK C, SCHIELE B, et al. Pedestrian detection: an evaluation of the state of the art [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(4): 743-761.
- [3] WU Y, LIM J, YANG M H. Online Object Tracking: A Benchmark [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013.
- [4] HU Q, QIN L, HUANG Q M. A Survey on Visual Human Action Recognition [J]. Chinese Journal of Computers, 2013, 26(12): 2512-2524. (in Chinese)
胡琼,秦磊,黄庆明.基于视觉的人体动作识别综述[J].计算机学报, 2013, 26(12): 2512-2524.
- [5] HUANG K Q, REN W Q, TAN T N. A Review on Image Object Classification and Detection [J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37(6): 1225-1240. (in Chinese)
黄凯奇,任伟强,谭铁牛.图像物体分类与检测算法综述[J].计算机学报, 2014, 37(6): 1225-1240.
- [6] HUANG K, TAN T. Vs-star: A visual interpretation system for visual surveillance [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(14): 2265-2285.
- [7] LEHTOLA A, HARJULA A, HEIKKILÄ L, et al. IBM smart surveillance system (S3): an open and extensible framework for event based surveillance [C] // IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2005.
- [8] KANG J, ZUO X Z, TANG L W, et al. Survey on Data Aggregation of Wireless Sensor Networks [J]. Computer Science, 2010, 37(4): 31-35. (in Chinese)
康健,左宪章,唐力伟,等.无线传感器网络数据融合技术[J].

- 计算机科学,2010,37(4):31-35.
- [9] ZHU L, HU T, LUO F, et al. Identity Authentication Based on Adaptive LBP Face Recognition[J]. *Computer Engineering & Science*, 2014, 36(11): 2217-2222. (in Chinese)
朱黎, 胡涛, 罗锋, 等. 基于自适应 LBP 人脸识别的身份验证[J]. *计算机工程与科学*, 2014, 36(11): 2217-2222.
- [10] SUN W R, ZHOU X C, JI Y T. Face Recognition Based on Histogram Equalization, Principal Components Analysis and Support Vector Machine algorithms[J]. *Computer Engineering & Software*, 2014, 35(8): 11-15. (in Chinese)
孙文荣, 周先春, 嵇亚婷. 基于直方图均衡化、PCA 和 SVM 算法的人脸识别[J]. *计算机工程与科学*, 2014, 35(8): 11-15.
- [11] LI K S, LI K, ZHANG W S. PCA Face Recognition Algorithm Based on Improved BP Neural Network[J]. *Computer Applications & Software*, 2014, 31(1): 158-161.
李康顺, 李凯, 张文生. 一种基于改进 BP 神经网络的 PCA 人脸识别算法[J]. *计算机应用与软件*, 2014, 31(1): 158-161.
- [12] ZINTERHOF P. Distributed Computation of Feature-Detectors for Medical Image Processing on GPGPU and Cell Processors [M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2011: 339-347.
- [13] RITTER G X, SCHMALZ M S, HAYDEN E T. Massively parallel computation of lattice associative memory classifiers on multicore processors[C]// *SPIE Optical Engineering + Applications*. 2011.
- [14] DU Z, LINGAMNENI A, CHEN Y, et al. Leveraging the Error Resilience of Neural Networks for Designing Highly Energy Efficient Accelerators[J]. *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems*, 2015, 34(8): 1223-1235.
- [15] LADURANTAYE V D, LAVOIE J, BERGERON J, et al. A Parallel Supercomputer Implementation of a Biological Inspired Neural Network and its use for Pattern Recognition[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2012, 341(1): 012024.
- [16] AGATHOS S N, PAPADOGIANNAKIS A, DIMAKOPOULOS V V. Targeting the Parallela [C]// *European Conference on Parallel Processing*. Berlin: Springer, 2015: 662-674.
- [17] TURK M A, PENTLAND A P. Face recognition using eigenfaces[C]// *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1991. IEEE, 2002: 586-591.
- [18] RICHIE D, ROSS J, SONG P, et al. Threaded MPI programming model for the Epiphany RISC array processor [J]. *Journal of Computational Science*, 2015, 9: 94-100.
- [19] CHAO X M, ZHOU J P. Face Recognition Based on Combined-kernel Function of Support Vector Machine [J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2013, 27(16): 84-87. (in Chinese)
晁学民, 周继萍. 基于组合核函数支持向量机的人脸识别[J]. *重庆理工大学学报(自然科学)*, 2013, 27(6): 84-87.
-
- (上接第 287 页)
- [3] LI C, XU C, GUI C, et al. Distance Regularized Level Set Evolution and Its Application to Image Segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12): 3243-3254.
- [4] ZHANG K, ZHANG L, SONG H, et al. Reinitialization-Free Level Set Evolution via Reaction Diffusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(1): 258-271.
- [5] CASELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic active contours[C]// *International Conference on Computer Vision*, 1995. IEEE, 1995: 61-79.
- [6] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- [7] LI C, KAO C Y, GORE J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2007: 1-7.
- [8] LI C, KAO C Y, GORE J C, et al. Minimization of Region-Scalable Fitting Energy for Image Segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(10): 1940-1949.
- [9] ZHANG K, ZHANG L, LAM K M, et al. A level set approach to image segmentation with intensity inhomogeneity[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, 46(2): 546-557.
- [10] XIE X. Active contouring based on gradient vector interaction and constrained level set diffusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(1): 154-164.
- [11] WANG X, SHAN J, NIU Y, et al. Enhanced distance regularization for re-initialization free level set evolution with application to image segmentation [J]. *Neurocomputing*, 2014, 141(4): 223-235.
- [12] MAHMOODI S, GUNN S. Scale space smoothing, image feature extraction and Bessel filters[C]// *Scandinavian Conference on Image Analysis*. Springer Berlin Heidelberg, 2011: 625-634.
- [13] MAHMOODI S. Edge detection filter based on Mumford-Shah green function [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2012, 5(1): 343-365.
- [14] ZHANG K, SONG H, ZHANG L. Active contours driven by local image fitting energy [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(4): 1199-1206.
- [15] LIU S, PENG Y. A local region-based Chan-Vese model for image segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(7): 2769-2779.
- [16] WANG H, HUANG T Z, XU Z, et al. A two-stage image segmentation via global and local region active contours [J]. *Neurocomputing*, 2016, 205(C): 130-140.
- [17] ABDELSAMEA M M, GNECCO G, GABER M M, et al. On the relationship between variational level set-based and som-based active contours [OL]. <http://dx.doi.org/10.1155/2015/109029>.
- [18] TIAN Y, DUAN F, ZHOU M, et al. Active contour model combining region and edge information [J]. *Machine Vision and Applications*, 2013, 24(1): 47-61.