

基于点目标连通域标记的实时特征提取及其 分布式运算

于潇宇 郭玉波 陈刚 叶东

哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001

摘要 在高速运动目标的视觉测量中,高分辨率、高帧频的图像序列带来了大量待处理数据,如何快速地从这些数据中识别合作目标并提取其特征信息,成为高速视觉测量中的难题。对此,针对高速相机每个时钟周期多像素并行传输的数据特点,提出一种基于多维金字塔的硬件加速处理结构,实现连通域的全局搜索与标记,并根据标记结果完成对应特征的实时提取。在现场可编程逻辑门阵列中,通过金字塔结构的二维处理节点阵列与多标签特征统计的一维处理阵列,将数据流的高密度运算均衡分布于各运算节点,结合流水线并行,将视觉系统中占据较高耗时的全局搜索与标记过程在图像传输中同步实现。通过功能验证与实时性分析,该特征提取的分布式运算结构可在CameraLink接口85 MHz的时钟频率下,实现680 Mpixel/s的数据流实时处理,可作为预处理部分应用于高速视觉测量系统。

关键词 机器视觉;点特征提取;连通域标记;分布式运算;硬件加速;高速视觉测量

中图分类号 TP391 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0210001

Real-Time Point Feature Extraction Based on Connected Components Labeling and Distributed Computing

Yu Xiaoyu Guo Yubo Chen Gang Ye Dong

School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China

Abstract In the vision measurement for high speed moving target, the image sequence with high resolution and high frame rate brings a lot of datas. How to recognize the cooperation target quickly and extract the feature information in real-time is becoming a challenge in vision measurement system. In each clock cycle of high speed camera, multi-pixel is transmitted in parallel. In this situation, a hardware accelerating structure based on multi-dimensional pyramid is proposed, the task of global searching and connected components labeling is realized, the features of connected components are extracted real-timely based on the labeling results. In field programmable gate array, with the pyramid structure formed by two-dimensional processing element (PE) array and multi-label feature statistical structure formed by one-dimensional PE array, the high density computing process of data flow is distributed into each PE node equally. Combining with the parallel pipeline, the global searching and labeling process which takes a remarkable time-consuming in ordinary vision system is accomplished synchronously with image transmission. It is verified that the distributed computing structure for feature extraction can deal with real-time data processing at the flow rate of 680 Mpixel/s at the frequency of 85 MHz with CameraLink interface. As a preprocess part, it can be used in high-

收稿日期: 2014-08-12; 修到修改稿日期: 2014-08-27

基金项目: 国家自然科学基金(51075095)、黑龙江省自然科学基金(E201045)

作者简介: 于潇宇(1981-),男,博士研究生,主要从事高速视觉测量技术、工业自动化检测、硬件加速与并行计算等方面的研究。E-mail: yxy_hit@163.com

导师简介: 叶东(1968-),男,博士,教授,博士生导师,主要从事基于串/并联结构的坐标测量理论和技术、双目/单目视觉坐标测量理论和技术等方面的研究。E-mail: yedong@hit.edu.cn(通信联系人)

本文电子版彩色效果请详见中国光学期刊网 www.opticsjournal.net

speed vision measurement system.

Key words machine vision; point feature extraction; connected components labeling; distributed computing; hardware acceleration; high-speed vision measurement

OCIS codes 100.6890; 200.3760; 200.4960

1 引 言

高速运动目标大量存在于交通安全、军事侦察、靶场测试、目标拦截、工业流水线、生物与力学研究等领域。这些目标具有运动速度快、环境多样、轨迹复杂、不易跟踪等特点,大大提升了视觉系统对目标捕获和跟踪的难度。尤其是在视觉测量系统中,采用高分辨率的视觉传感器既要满足测量精度的要求,又要满足测量实时性的要求,因此所产生的大量待处理数据使特征提取过程成为实时系统中的运算瓶颈,严重阻碍了视觉测量技术在高速运动目标中的应用。例如,在分辨率为 2048 pixel×2048 pixel、帧频为 100 frame/s 情况下,双目视觉测量系统的数据流量达到 839 Mpixel/s,已经具备了大数据的特性。

对此,不同文献对视觉系统中的大数据处理技术进行了分析,可归纳为三种处理方式:1)采用前期采集后存储、后期处理的方式,可以不考虑实时处理的瓶颈限制,使视觉传感器可以工作在最大帧频下获取图像,如文献[1]等。但这种方式多用于对瞬时运动状态的测量,其测量时间取决于系统存储资源的大小,不具有实时性。2)使用合作目标的测量方式将前景与背景通过简单的阈值判别进行分离,减少前景分割后帧间待处理的像素数据量^[2],从而减少视觉系统的运算负担。然而在前景分割过程中,图像的全局遍历过程依然占用了可观的系统耗时。3)采用邻域搜索或通过感兴趣区域(ROI)技术,缩小阈值分割中目标搜索的范围,来避免全局搜索。特别的是,将第二种和第三种处理方式的优点相结合,在缩小搜索区域的同时减少特征提取的计算量,可获得较高的处理速度。例如 Zhu 等^[3-4]在全局搜索初始化后采用基于邻域的搜索方式;江洁等^[5]通过 ROI 的实时设定,实现单目视觉的动态姿态测量。然而基于邻域和 ROI 的搜索方式在高速测量的应用中仍存在两个问题:1)要求目标上标记点的运动速度与帧频具有较为严格的匹配,当标记点在帧间具有较大尺度的移动时,需要采用相应算法对邻域的移动进行估计^[6]。2)标记点在运动过程中被遮挡后重现时,邻域搜索无法及时发现重现的标记点,只有在下一次全局搜索时才会重新捕获^[7]。

对此,本文提出采用硬件加速的方式解决基于合作目标的高速视觉测量中全局搜索与特征提取耗时过长的问题。利用嵌入式平台中的大规模分布式并行运算,在数据传输过程中,对高速数据流进行实时的阈值分割、连通域识别及其特征提取,将庞大的数据量转变为少量的特征信息。在通过全局搜索保证算法稳健性的前提下,减少特征提取环节的系统耗时,达到增强系统实时性的目的。

2 基于数据流的实时处理结构

在对高速运动目标的测量中,视觉系统通常搭配具有并行数据传输能力的高速相机,如在 CameraLink 接口的 Full 模式下,一个时钟周期传输 8 pixel 共 64 bit 数据,而对并行数据的实时运算一直是高速视觉系统中的难题。尤其在基于连通域标记的目标识别过程中,由于同周期像素之间的数据具有相关性,故并不能通过对单一通道进行多路复制的方式来实现并行数据的实时运算。对此,本文采用基于特征传递的数据流结构模型来实现并行数据下连通域特征提取,其结构如图 1 所示。

具有并行像素传输能力的高速相机将图像输入到现场可编程逻辑门阵列(FPGA)执行硬件加速的实时运算环节,获得合作目标的特征向量。其中硬件加速过程主要分为四部分:金字塔处理单元阵列、连通域标记、特征运算、标签处理单元阵列。其处理过程如下。

设每个像素周期中,并行性为 n 的数据流 $\{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ 进入处理单元(PE)阵列进行连通域的第一次标记。由于该阵列的结构与金字塔类似,并可进行多维特征的传递与运算,故称其为多维金字塔结构的 PE 阵列。数据流经过该阵列中的各节点,得到对应周期中各像素的临时标签、前景像素的连通关系分布和像素级的特征分析结果,并将其作为标签处理模块和特征计算模块的输入。在标签处理模块中,通过对标签的第二次和第三次标记,获得各像素的最终标签,存入标签先进支存储器(FIFO)。在特征计算模块中,以前景像素之间的连通关系为依据,将像素级的多特征进行合并,且合并后的结果与标签处理模块输出的标签

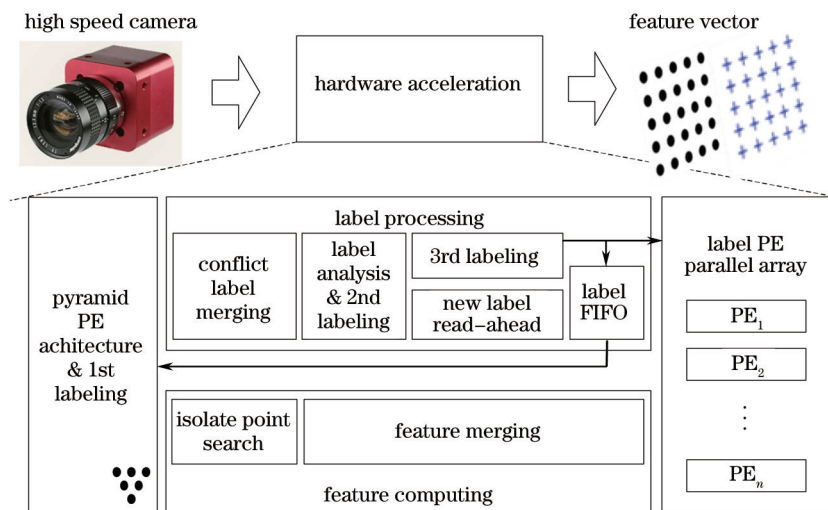


图 1 基于连通域标记的特征提取数据流模型

Fig.1 Data flow model of feature extraction based on connected components labeling

数据同步输入到标签 PE 并行阵列。标签 PE 并行阵列将图像中分布在各像素周期的多个连通域特征以标签为单位进行合并与统计,完成特征提取。

上述过程采用基于 FPGA 的硬件加速方式实现。由于运算过程与图像传输同步进行,各个运算环节采用流水线的方式并行执行,故在相机端,每个时钟周期并行输入的数据流经上述结构即可获得对应特征的运算结果,在图像传输结束时最后一组数据流过各模块后完成所有运算。对于图像采集端,由于流水线的处理结构不需要额外的处理耗时,高速相机可以始终工作在最大帧频下,从而获得良好的实时性。

在各模块中,多维金字塔 PE 阵列和标签 PE 并行阵列分别由二维运算节点阵列和一维运算节点阵列构成,将大数据的高密度运算分布于各运算节点,通过大规模分布式运算来提升硬件加速过程中的处理能力。下面就图 1 中各模块的执行结构分别进行讨论。

3 基于连通域特征的分布式运算

3.1 多维金字塔的处理结构与分布式特征计算

多维金字塔结构的 PE 阵列通过对并行输入多像素的连通域进行识别与特征运算,最终将像素级的连通域标记与多维特征统计结果输出。在基于合作目标的视觉测量中,连通域体现为阈值分割后各标记点的前景像素区域。定义每个标记点连通域的特征向量为

$$\mathbf{F} = (p_{\max}, N_{\text{sumxp}}, N_{\text{sumyp}}, N_{\text{sump}}, x_{\text{width}}, y_{\text{height}}, p_{\text{num}})^T, \quad (1)$$

式中 p_{\max} 为连通域像素的最大灰度,用来调整曝光时间, N_{sumxp} 、 N_{sumyp} 、 N_{sump} 为基于平方加权质心提取的运算参数,其定义如(2)式所示, x_{width} 和 y_{height} 为连通域尺寸,与连通域像素个数 p_{num} 一起,作为干扰目标与标记点异常状态的识别。

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{N_{\text{sumxp}}}{N_{\text{sump}}} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i p_i^2}{\sum_{i=1}^n p_i^2} \\ \bar{y} = \frac{N_{\text{sumyp}}}{N_{\text{sump}}} = \frac{\sum_{i=1}^n y_i p_i^2}{\sum_{i=1}^n p_i^2} \end{cases} \quad (2)$$

在上述特征的实时运算中,每个特征分别对应一个金字塔 PE 阵列。以数据并行性 $n=8$ 为例(后续内容都是针对 $n=8$ 的情况),连通搜索金字塔采用图 2 中的满冗余结构,提供当前像素周期中连通域的定位,其他特征的运算采用满分布金字塔结构,通过定位提取对应位置的特征运算结果。

为了便于结构化设计,将一个满冗余金字塔和多个满分布金字塔进行合并,构成由基数据 PE、标签传递 PE、特征计算与标签传递 PE 等三种运算节点构成的多维金字塔 PE 阵列,如图 3 所示。其中,基数据 PE 和特

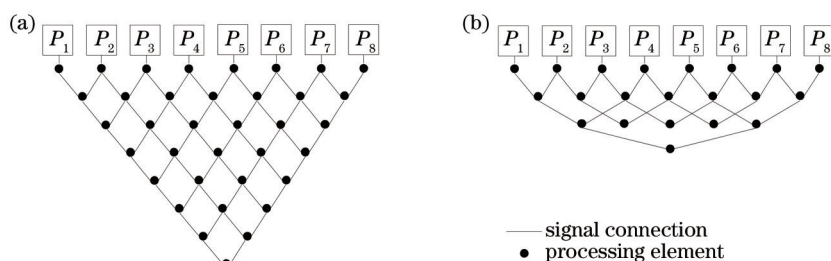


图2 金字塔结构模型的分类。(a) 满冗余结构; (b) 满分布结构

Fig.2 Classification of the pyramid structure model. (a) Full redundant structure; (b) full distribution structure

征计算与标签传递PE具有类似的结构,如图3右侧所示。基数据PE和特征计算与标签传递PE中包含了多个特征的通道,每个通道具有相应的运算结构。对于标签传递PE,其结构仅包含标签通道。

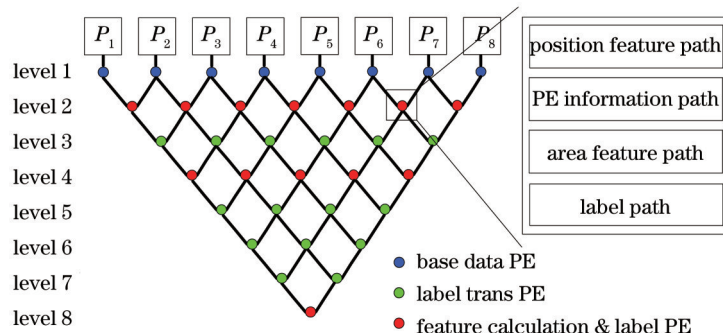


图3 多维金字塔的执行节点分布与运算结构

Fig.3 PE node structure and multi-dimensional pyramid distribution

图3中,金字塔的每一层级对应一级流水线。当同一周期的数据在多维金字塔的不同层级之间自上而下流过时,每流过一个层级需要消耗一个时钟周期,通过分布在不同时钟周期中的运算完成连通域标记和特征统计。然而当通过满冗余金字塔进行连通域的定位时,由于流水线的关系,处于不同层级之间的运算结果并不属于同一周期的特征数据。为保证数据同步,采用图4中的三维流水线进行数据复制。

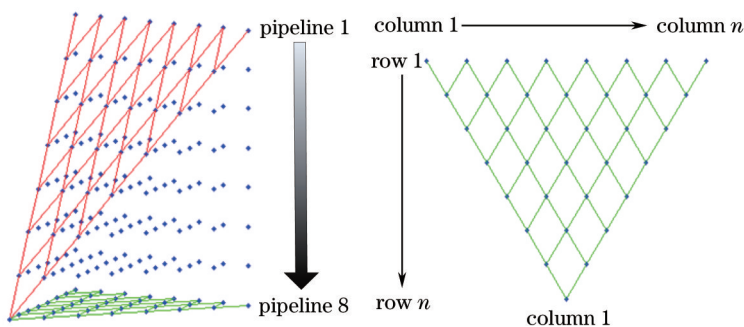


图4 金字塔中的数据同步与第8级流水的数据投影

Fig.4 Data synchronization in pyramid structure and data projection in 8th pipeline

图4左侧,每个以红色网格相连的节点构成的金字塔即图3中的多维金字塔阵列。在第8级流水,金字塔顶点输出特征数据时,多维金字塔所有节点的数据在第8级流水中构成数据投影金字塔,在图4中以绿色网格相连。则投影金字塔中的所有数据为同步数据,其中每一个节点可用所在的行列二维坐标(r, c)表示,如图4右侧所示。

在基数据节点PE的标签通道中,对并行输入的各像素进行阈值分割,其中 F 为前景, B 为背景,则对于像素 P_i ,

$$b_i = \begin{cases} 1, & P_i \in F \\ 0, & P_i \in B \end{cases} \quad (3)$$

分割的二值数据在标签传递 PE 节点、特征计算与标签传递 PE 节点中的传递关系为

$$b(r_i, c_i) = b(r_i - 1, c_i) \& b(r_i - 1, c_i + 1), \quad (4)$$

式中 $r_i > 1$, $b(r_i - 1, c_i)$ 和 $b(r_i - 1, c_i + 1)$ 分别为 $b(r_i, c_i)$ 的两个子节点的二值数据。在投影金字塔中, 定义:

$$\begin{cases} I(r_i, c_i) = 1, & b(r_i, c_i) = 1, b(r_i, c_i - 1) = b(r_i, c_i + 1) = 0, 1 < c_i < n \\ I(r_i, c_i) = 1, & b(r_i, c_i) = 1, b(r_i, c_i + 1) = 0, c_i = 1 \\ I(r_i, c_i) = 1, & b(r_i, c_i) = 1, b(r_i, c_i - 1) = 0, c_i = n \\ I(r_i, c_i) = 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (5)$$

若 $I(r_i, c_i) = 1$, 则称 $I(r_i, c_i)$ 所在节点为孤立点。根据多维金字塔中的上述定义和结构特征, 孤立点具有以下特性:

1) 连通性: 在投影金字塔中, 以孤立点为顶点构成一子金字塔, 则子金字塔第一层像素为前景像素, 且相互连通, 构成一个子连通域。孤立点 $I(r_i, c_i)$ 中, 行值 r_i 代表子连通域的像素个数; 列值 c_i 代表该子连通域的起始像素在多维金字塔输入像素 $P_1 \sim P_8$ 中的相对坐标。

2) 可寻址性: 当在满冗余金字塔中搜索到孤立点 $I(r_i, c_i)$ 时, 可将 $I(r_i, c_i)$ 在金字塔中的坐标重构为对应的子连通域在满分布特征金字塔中的节点指针, 获得该节点中子连通域的标签信息以及(1)式对应的特征向量。上述过程可通过如下寻址方式实现。

对于某孤立点 $I(r_i, c_i)$, 可将 r_i 按照二进制表示, 即

$$r_i = a_0 \times 2^0 + a_1 \times 2^1 + a_2 \times 2^2 + \dots + a_n \times 2^n, \quad (6)$$

式中 a_0 对应满分布特征金字塔的第一层, a_1 对应第二层, 以此类推, 其值为 1 或 0。则孤立点 $I(r_i, c_i)$ 对应的子连通域特征向量 F_k 为

$$F_k = f \left\{ a_0 \times L_1(c_i), a_1 \times L_2(c_i + a_0 \times 1), a_2 \times L_3(c_i + a_0 \times 1 + a_1 \times 2), \dots, a_n \times L_{n+1} \left[c_i + \sum_{k=0}^n a_k \times (k + 1) \right] \right\}, \quad (7)$$

式中 $L_n(x)$ 为满分布特征金字塔第 n 层的一维节点中, 索引为 x 的节点对应的特征统计向量, $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为多个特征统计向量 x_1, x_2, \dots, x_n 的特征融合函数。

通过上述基于多维金字塔分布式运算的结构论证可得, 通过孤立点的连通性和子连通域的可寻址性, 可识别每个像素周期中存在的一个或多个子连通域, 并将其对应特征运算结果从金字塔对应运算节点的投影中提取出来, 输入到标签 PE 并行阵列, 从而对同一连通域存在于多行多周期间的特征进行合并。其中, 识别出的多个子连通域的合并过程对应连通域的标记结果。

3.2 基于一次遍历三重扫描的连通域标记

在基于图像分割的机器视觉算法中, 处理过程通常都包含连通域的搜索与识别。对此, 针对实时系统的应用, 不同学者对连通域特征提取技术在 FPGA 中进行硬件加速的算法结构进行研究, 相关文献可参阅文献[8-12]。文献中在完成实时连通域标记的同时, 并未对每周像素并行度大于 1 的情况进行讨论。这种情况下, 若将文献中的单像素结构以多路并行的方式实现, 则会割裂同周期像素之间的相关性。对此, 本节对并行数据下连通域的标记过程进行讨论。

参照图 1 的数据流处理过程, 当数据输入后, 流经不同处理模块构成的流水线, 实现三次标签的赋予过程, 称为三重扫描。在金字塔 PE 阵列中进行第一次标签赋予, 对于分割后的每个前景像素, 利用图 5 中的邻域标记算子进行第一次标记。其中, L 为待标记像素, a, b 为从标签处理模块的标签 FIFO 中读入的位于上一行的标记结果。对于分割后的背景像素, 则标记为背景标签。

在第一次标记中, 由于图像中连通关系的多样性, 存在着标签冲突的情况, 如图 6 中, 以图 5 的算子进行标记, 问号处的标签赋值存在 L_1 与 L_2 的冲突。对此, 在标签处理模块的冲突标签融合子模块中, 首先对当前

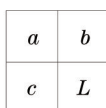


图 5 连通域标记算子

Fig.5 Operator for connected components labeling

像素周期内冲突标签进行统计,更新冲突标签列表,并根据冲突列表中标签的等价关系,进行当前周期像素的第二次标记,使用较小的冲突标签代替较大的冲突标签。

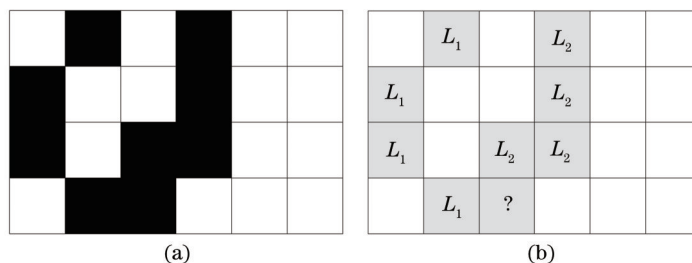


图6 标签冲突举例。(a)二值化图像;(b)标签赋值中的冲突

Fig.6 Example of label conflict. (a) Binary image; (b) conflict in label assignment

若某像素周期中出现某一连通域第一行中的像素,此时该像素邻域内无已知前景标签,则第一次和第二次标记对此无法处理,这就需要进行基于新标签赋予的第三次标记过程。作为最后一次标记,每个孤立点对应连通域的多个像素具有相同的标签,且该标签主要有以下三个来源:

- 1) 来源于图3的金字塔节点中,标签通道计算结果。该结果可通过(6)式和(7)式计算的数据指针在金字塔中进行定位取值。
- 2) 继承前一周期的末端像素的标记结果,此时孤立点的列值为1,位于金字塔左边缘的节点,如图7所示,其中阴影区域为上一传输周期的标签数据。

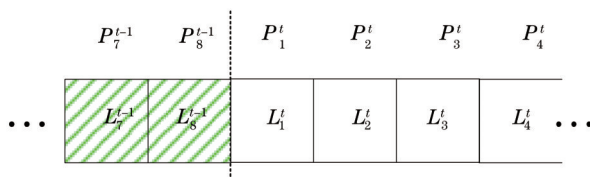


图7 相邻周期之间的标签传递

Fig.7 Label assign between adjacent cycles

3) 新标签的赋予。当孤立点连通域中的各像素邻域中皆为背景像素时,需通过新标签预读子模块获得新标签。

通过上述过程,完成第三次标记后,将标记结果输入到标签FIFO中,供下一行标记时读取。同时,标记结果和特征运算模块中,通过孤立点定位获得的子连通域特征向量 \$\mathbf{F}_k\$ 同步输入到标签PE并行阵列,进行分布在多行间的子连通域特征融合。

3.3 标签资源调度策略与标签PE的分布式运算

多行间连通域特征合并与统计是一个跨越多行的运算过程。若映射为标签运算,则为同一标签下各像素特征统计、冲突标签的特征合并,以及标签状态的查询与更新。在这一过程中,每个标签对应一个处理单元,处理单元内部对每个特征通道的信息融合采取并行执行的方式来统计属于该标签连通域的多维信息。然而在算法映射为硬件逻辑时,每个标签处理单元都需要占用大量的逻辑资源,对二值图像中每个连通域赋予唯一的全局标签是不现实的。这就需要一种可复用的标签处理单元结构,结合标签动态调度策略,满足每一行中最大标签使用数量的需求。针对上述问题,为便于实时过程中对标签的高效处理和快速定位,提出以标签状态向量列表为核心、可用标签列表为辅助的标签动态分配方式。

在标签状态向量列表中,标签序号为列表查询地址,每个标签 \$i\$ 对应标签列表中的一个向量元素,即

$$\mathbf{L}_{\text{Table}} = \{L(1), L(2), \dots, L(l_{\text{max}})\}, \quad (8)$$

式中

$$L(i) = \{L_{\text{CFT}_i}, T_i\}_{i=2 \dots l_{\text{max}}}. \quad (9)$$

其中 \$L_{\text{CFT}_i}\$ 为标签 \$i\$ 的等价标签,其值根据每个周期的冲突标签列表而更新。\$T_i\$ 为标签 \$i\$ 在当前传输行中的状态,结合标签状态退化机制,用来表征该标签的生存周期。在(9)式中,可用标签的起始地址为2,预留标签0

和标签 1 分别作为背景标签和未知标签。标签状态 T 的取值为 0~3, 其含义如表 1 所示。

表 1 标签的状态定义

Table 1 Definition of label state

State	Meaning
0	Label is not used in current column of the image
1	Label is used in current column of the image, and may continue to use in the subsequent column
2	Label is not used in the current pixel cycle of current column, and may be used in the subsequent pixels cycle of current column
3	Label logout

在行传输过程中, 对每个出现的标签, 将其标签状态更新为状态 1; 行传输结束后, 对标签状态向量列表进行一次扫描, 对非零的标签状态进行自加。若自加后某标签状态为 3, 则对该标签状态向量清零, 并将该标签值加入可用标签列表。通过上述过程, 在不影响算法实时性的前提下, 实现标签资源的动态调度, 来节约标签 PE 阵列中执行单元的数量。其中标签 PE 阵列的资源调用模型和数据包结构如图 8 所示。

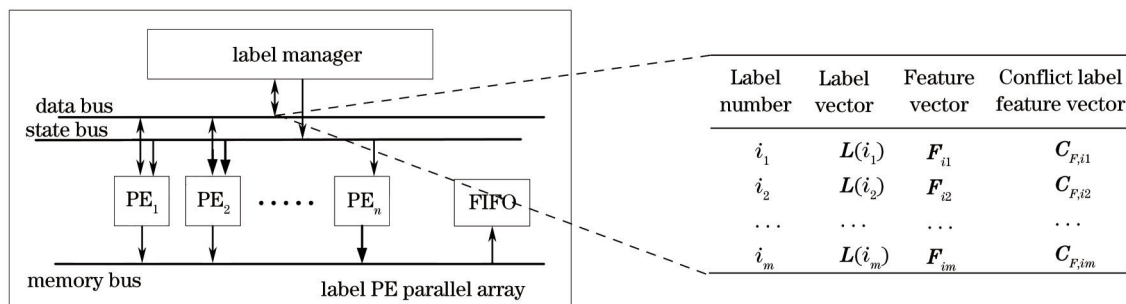


图 8 标签 PE 阵列的资源调用模型

Fig.8 Resources of label PE array scheduling model

图 8 中, 标签管理模块为调度核心, 每个时钟周期将 m 组孤立点的特征向量和冲突标签的特征向量以数据包的形式发送到数据总线。每个标签 PE 子模块对应一个标签; 当出现以当前标签为数据头的数据包时, 将其中的特征向量读入, 并与 PE 子模块中已有的本地特征向量进行合并。由于各标签 PE 子模块之间并行执行, 可实现同一像素周期中存在多个子连通域的并行处理。当标签向量中的标签状态退化为 3 时, 将标签所在 PE 中的特征向量统计结果通过存储总线写入 FIFO, 供当前帧结束时, 视觉测量系统的位姿解算环节读取。

在 3.1~3.3 节所述的连通域标记与多维特征的分布式运算中, 各模块之间采用流水线的方式执行。在图像传输后完成的 D 时间段内, 即可获得所有合作目标的特征向量, 其中 $D=\tau \times T$, τ 为流水线级数, T 为流水线的时钟周期。本文中, 在 85 MHz 下, $\tau=47$ 。此时, $D=0.55 \mu s$ 。

4 实验与仿真

根据上述运算结构, 分别进行动态测量中的系统验证、特征提取单点重复性验证、连通域标记的稳健性仿真、特征分布式运算的实时处理能力验证和硬件加速的资源消耗分析等实验。

4.1 动态测量中的系统验证

将所述特征提取的算法结构应用于嵌入式高速视觉测量系统, 结合文献[13]中的双目视觉的透视变换模型, 实现空间三维坐标的动态测量, 测试环境如图 9 所示。其中嵌入式视觉测量平台采用了现场可编程逻辑门阵列和数字信号处理器(FPGA+DSP)的运算结构, 分别实现实时特征提取和空间坐标解算。工业相机采用 2 台 Point Grey 公司的 GZL-CL-41C6 型号高速灰度相机构成双目视觉系统, 相机分辨率为 2048 pixel×2048 pixel, 支持 CameraLink 接口下的 Full 模式, 最高帧频为 149 frame/s。镜头选用 Computar 公司工业级 C 口镜头, 镜头焦距为 8 mm。

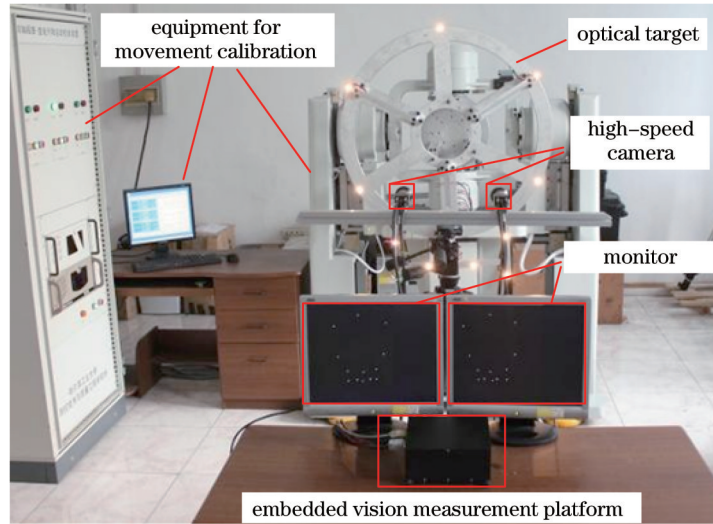


图9 系统验证的实验环境

Fig.9 Experimental environment for system verification

在动态测量中,将光学靶标安装在运动校准装置的高精度转台上,通过嵌入式视觉测量平台输出到两台显示器上的实时检测画面确定视场,而后对光学靶标上的合作目标,进行高速特征提取下的动态测量。当测试距离约为 0.9 m 时,获得(1)式的特征向量,并以此为依据计算质心。某帧中左相机的质心提取结果如图 10(b)所示,其中红色数字从小到大代表图像数据流的传输过程中质心特征坐标的获得顺序。

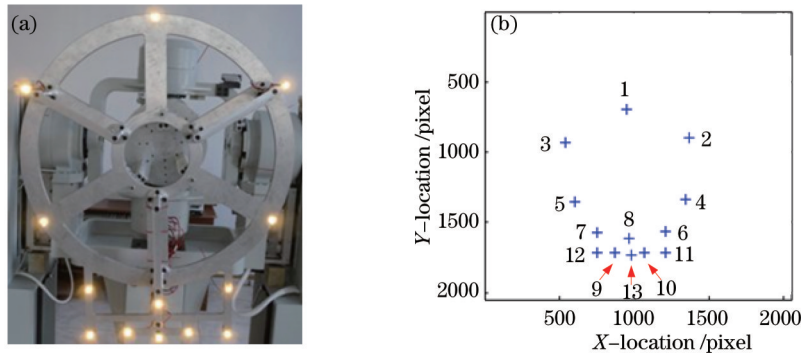


图 10 (a)光学靶标和(b)点目标特征提取结果

Fig.10 (a) Optical target and (b) point feature extraction results

图 10(a)为光学靶标的结构,图 10(b)为双目结构中左相机特征向量的质心分量运算结果,该特征向量在数据传输过程中通过算法结构实时获得。图 9 中,光学靶标所在的高精度转台的最大摆动角速度为 $10(^{\circ})/s^{[14]}$ 。动态测试中,锁定靶标的俯仰运动和滚转运动,令靶标以最大摆动角速度进行偏航运动。此时,使用高速视觉测量系统对靶标的运动进行实时采集。当空间坐标解算部分采用双目视觉的透视变换模型^[13]时,图 10 中序号为 2、3、4、5 的标记点在 1~220 frame 图像序列中的空间坐标如图 11 所示。图中,红色“x”代表各第一帧中各点起始位置的质心空间坐标。

图 11 中,当曝光时间为 0.583 ms,分辨率为 2048 pixel×2048 pixel 时,在视觉测量过程中,耗时最长的特征搜索与提取过程通过分布式运算结构实时完成,数字信号处理器(DSP)的运算资源得到极大的释放,系统在 220 frame 的平均更新率达到 130 frame/s 以上,在靶标以较大角速度运动时能够实现目标高速运动的实时测量。

4.2 特征提取的重复性验证

在重复性验证中,同样采用图 9 中的实验环境,镜头焦距为 35 mm。点亮光学靶标中的一个标记点,进行重复测量。靶标与相机间距保持在 3 m 左右,采集 500 frame,其重复性如图 12 所示。图中, x 和 y 的标准差

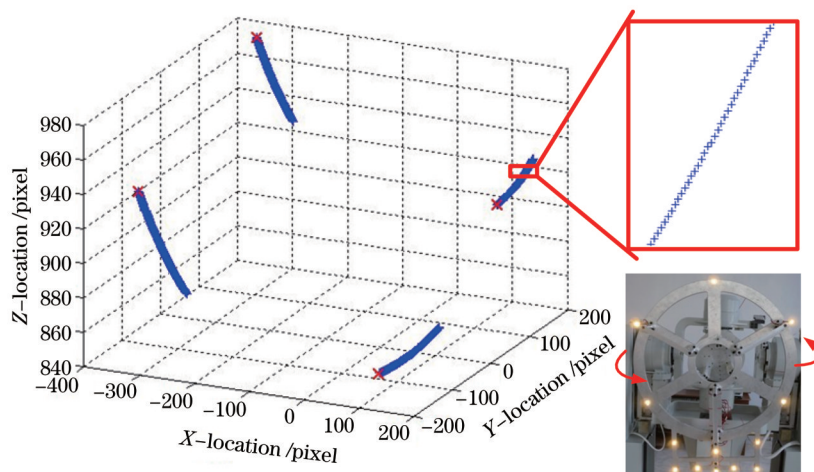


图 11 动态测量的图像序列中 4 个标记点的空间坐标

Fig.11 Spatial coordinates of four marked points in the image sequence of dynamic measurement

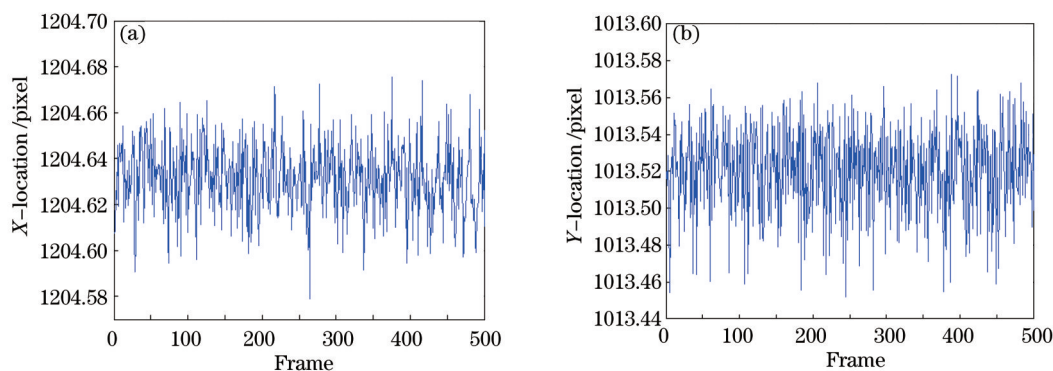


图 12 距离 3 m 测量时标记点质心坐标的 x 、 y 波动

Fig.12 x - y fluctuation of marked points center-of-mass coordinates measurements at 3 m distance

分别为 0.016 pixel 和 0.024 pixel, 具有良好的稳定性。

4.3 复杂连通域下特征提取的稳健性验证

在合作目标的视觉测量中, 当成像后的标记点之间存在部分遮挡时, 将出现连通域识别中常见的 V 型、M 型连通结构, 形成图 6 中所述的标签冲突。为验证文中所述的算法结构在同时存在大量标签冲突情况下特征提取的正确性, 利用 Altera 公司的 FPGA 开发软件 QuartusII 进行编译完成文中算法结构在芯片中的布局布线。然后通过 Matlab 生成点目标复杂连通情况下的验证图像, 并将其转换为二进制的一维数据流, 通过硬件描述的仿真软件 Modelsim 输入到算法结构。Modelsim 模拟数据流在逻辑结构中的运算过程, 将标签图像与特征向量等处理结果写入 TXT 文档, 完成 FPGA 的算法仿真。最后将 TXT 文档中的标签图像与特征向量读入 Matlab, 与输入标记点图像进行对比, 完成算法稳健性验证。

设模板标记点 M 直径 $R=20$ pixel, 且服从均值为 0, 方差为 9 的正态分布。当连通域中出现大量 V 形、M 形等常见干扰分布时, 原始图像与标签图像如图 13 所示。

标签图像采用了伪彩色显示, 标签值由小到大分别对应黄色、绿色、红色的过渡。白色数字注释了数据流中前景连通域的标记结果, 占用标签 PE 子模块的最大数量为 10(即标签 3~12)。从标签图像可知, 在上面 5 点的连通域识别中, 按照行的传输顺序, 分别对 5 个标记点连通域赋予了不同的标签值。其中, 对于 (112, 97) 坐标下的像素, 由于 112 为每个周期传输像素个数 8 的整数倍, 该像素为某像素周期下最后一个像素, 先赋予了一个新的标签; 下一个像素周期时, 标记点在该行的剩余像素继承了上一行的标签, 故仅有 (112, 97) 坐标下出现了不同标签, 且该标签在后续处理过程中与标签 4 进行了冲突标签的特征向量合并。当传输图中第 i 行数据时, 出现新的 5 个标记点, 并对其赋予新的标签。当传输至 $i+1$ 行时, 检测到大量标签冲突, 将标

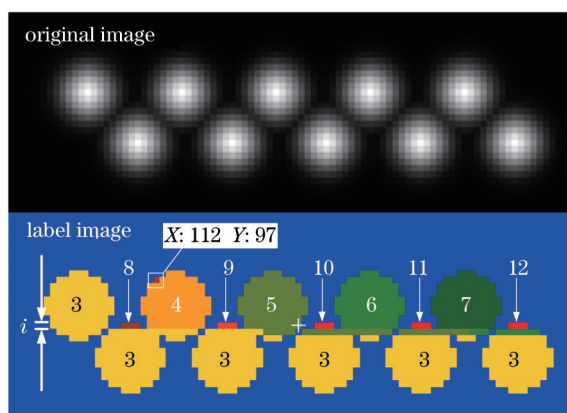


图 13 复杂连通域的标记与冲突标签合并

Fig.13 Labeling process and conflict-label merging for complex connected components

签的等价关系输入冲突标签列表;同时,对其特征向量进行合并。在后续行的传输中,通过冲突标签列表确认上述 10 个目标属于同一连通域,故赋予了相同的标签,并将其他标签按照生存周期释放,完成动态的标签资源调度,获得标记点连通域的特征向量。根据(1)式,图 9 中分割后连通域的特征向量为

$$F=(255, 12648170, 1694854780, 1315409680, 79, 19, 890). \quad (10)$$

由特征向量(10)式和(2)式可得到连通域的质心,如图 13 标签图像中心位置附近白色十字线所示。

4.4 连通域标记的性能分析

特征提取的分布式运算结构是以连通域的实时标记为核心的运算过程。在资源利用方面,在连通域标记的同时,特征统计与传递过程也占用了较多资源。故本节中并未如文献[8-12]中,对资源和功耗等性能进行比较,而关注于所述结构的实时处理性能,如表 2 所示。

表 2 不同文献所述连通域识别的实时性对比

Table 2 Real-time comparison of connected components identify between different references

Algorithm contrast	Degree of parallelism /pixel	Resolution / pixel	Actual frequency/maximum frequency /MHz	Data flow speed / (Mpixel/s)
Proposed algorithm	8	2048×2048	85/85.3	680/682.4
Ref.[11]	1	640×480	27/130.0	27/130
Ref.[8-10]	1	640×480	-/40.6	-/40.6
Ref.[12]	1	640×480	24.5/29.5	24.5/29.5

在表 2 中,由于图像获取来源不同,仅有本文算法实现了数据流并行度大于 1 的处理结构,其并行度优势体现为在远超对比文献的分辨率情况下,实现了连通域的实时特征提取。在工作频率的对比中,分别列出了当前系统应用中的时钟频率和所述结构所能达到的最大工作频率,在表 2 中用“/”区分。其中最大工作频率由逻辑结构的时序情况、编译环境和所选芯片的速度等级决定。由于标签处理过程中,多标签冲突处理过程和高位宽特征运算带来了较长的时序延时,且资源占用超过 80%,该算法结构在型号为 EP3C120F780C7 的 FPGA 中,最高工作频率为 85.29 MHz,低于对比文献[11],该指标可通过更换高性能大容量的 FPGA 来进一步提升。数据流处理速度是指在对应工作频率下,单位时间处理像素的能力,单位为 Mpixel/s。通过对比表中的处理速度可知,由于具有远超其他结构的并行性,本文所述结构具有最大的数据处理能力,在 CameraLink 接口 Full 模式的 85 MHz 时钟频率下,对每台相机的数据流处理速度达到 680 Mpixel/s,其处理能力完全适用于高分辨率、高帧频的实时视觉系统。

4.5 资源分析

将第 3 节所述算法结构在 EP3C120F780C7 中布局布线并编译综合。当图 8 的标签 PE 阵列中,标签 PE 的数量为 10 时,各部分资源占用情况如表 3 所示。

设计中,大量逻辑运算占用了较多的组合逻辑,导致逻辑单元资源超过了芯片的 80%;对于存储资源,包括分布式寄存器和块寄存器。前者主要用于多级流水线中的数据缓存,后者用于随机存取 RAM、FIFO 等

存储器的例化。表中最后列出了设计中,占用 DSP 块内 9 bit 乘法器的数量,这部分主要用于连通域特征提取中的质心运算。

表 3 硬件加速算法结构在 FPGA 中的资源占用

Table 3 FPGA resource usage of hardware-acceleration algorithm structure

Resource	Usage number	Percentage /%
Logic elements	96952	81
Registers	58033	49
Memory bits	378685	10
9-bit multiplier	68	12

5 结 论

针对高速视觉测量中,全局目标搜索与特征提取占用耗时过大,影响系统实时性的问题,提出一种以多维金字塔分布式运算为核心的硬件加速结构。在该结构下,通过对连通域的实时全局搜索与特征统计,可在图像的数据并行传输过程中实现特征提取。由于该处理过程为数据流的实时运算过程,执行过程中无需图像存储,具有较低的空间复杂度;同时,由于采用了空间并行和流水线并行的处理方式,数据在流动过程中完成运算,使视觉系统的高速相机可以在最大帧频、最高分辨率下获取图像,从而使视觉系统在特征提取环节具有较高的实时性。所述连通域特征提取及其分布式运算结构不仅适用于合作目标的实时运算,也同样适用于非合作目标等分割后具有连通域结构的实时运算,可将其作为数据预处理前端应用于高速视觉系统。

参 考 文 献

- 1 Guo Yin, Liu Changjie, Zhu Jigui, *et al.*. Research on measurement and calibration of dynamic posture of high-speed train [J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2013, 34(1): 112-118.
郭 寅, 刘常杰, 郝继贵, 等. 高速列车动态姿态测量方法及校准技术研究[J]. *光电子·激光*, 2013, 34(1): 112-118.
- 2 G Johansson. Visual motion perception [J]. *Sci Am*, 1975, 232(6): 76-88.
- 3 F Zhu, S Qin. A detection algorithm for maneuvering IR point target and its performance evaluation [C]. 2006 IEEE/ASME International Conference on Mechatronics and Embedded Systems and Applications, 2006: 1-5.
- 4 N Kumar, N Kunju, Amod Kumar, *et al.*. Active marker based kinematic and spatio-temporal gait measurement system using Labview vision [J]. *Journal of scientific & Industrial Research*, 2010, 69: 600-605.
- 5 Jiang Jie, Miao Zhun, Zhang Guangjun. Dynamic altitude angle measurement system based on dot-structure light [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2010, 39(3): 532-536.
江 洁, 苗 准, 张广军. 点结构光动态姿态角测量系统[J]. *红外与激光工程*, 2010, 39(3): 532-536.
- 6 D Ye, X Yu, G Chen, *et al.*. Real-time preprocessing for vision measurement system on high-speed cooperative target [C]. International Conference on Mechatronics and Control, 2014.
- 7 Yu Xiaoyu, Guo Yubo, Chen Gang, *et al.*. Real-time global search for point targets in vision measurement[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(10): 2796-2805.
于潇宇, 郭玉波, 陈 刚, 等. 视觉测量中点目标的实时全局搜索方法[J]. *光学 精密工程*, 2014, 22(10): 2796-2805.
- 8 C T Johnston, D G Bailey. FPGA implementation of a single pass connected components algorithm [C]. *Delta 2008: Fourth IEEE International Symposium on Electronic Design, Test and Applications*, 2008, 228-231.
- 9 N Ma, D G Bailey, C T Johnston. Optimised single pass connected components analysis [J]. *Proceedings of the 2008 International Conference on Field-Programmable Technology*, 2008, 185-192.
- 10 D G Bailey, C T Johnston, N Ma, *et al.*. Connected components analysis of streamed images [C]. *Proceedings of the 18th International Conference on Field Programmable and Logic Applications*, 2008, 679-682.
- 11 A W Malik, B Thornberg, M Imran, *et al.*. Hardware architecture for real-time computation of image component feature descriptors on a FPGA [J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2014, 815378.
- 12 D K Kim, D R Lee, T C Pham, *et al.*. Real-time component labeling and boundary tracing system based on FPGA [C]. 2007 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2007, 189-194.

13 Zhang Guangjun. Machine Vision [M]. Beijing: Science Press, 2005. 99-102.

张广军. 机器视觉[M]. 北京: 科学出版社, 2005. 99-102.

14 Liu Bo, Ye Dong, Chen Gang, *et al.*. Calibration and experiment of vision measurement accuracy for motion of rocket nozzle [J]. Optics and Precision Engineering. 2010, 18(11): 2513-2520.

刘 博, 叶 东, 陈 刚, 等. 火箭喷管运动视觉测试精度的校准与实验[J]. 光学 精密工程, 2010, 18(11): 2513-2520.

栏目编辑: 苏 岑