

生物 Reichardt 运动检测器和感受域模板的 FPGA 设计与实现

Kolja Kuehnlenz¹⁾ 吴海燕¹⁾ Martin Buss¹⁾ Alexander Borst²⁾ 张天光¹⁾

¹⁾(慕尼黑工业大学,自动控制研究所,慕尼黑,德国 80290) ²⁾(马克斯-普朗克神经生物学研究所, Martinsried, 德国 82152)

摘要 为了在图像处理中快速实现运动检测和相机自身运动方式估算,引入了基于生物视觉机制的 Reichardt 运动检测器模型 (EMD) 和感受域模板。分析了 Reichardt 运动检测器模型的基本特性及其缺陷。为了克服模型上的主要缺陷,在应用中选择了一种优化模型,应用该模型可以得到较好的运动检测结果。同时,提出了基于苍蝇视觉系统的 6 个感受域模板,用以实现简单自身运动方式的估算,如相机自身的平移、旋转等。最后,在 FPGA (Field Programmable Gate Array) 平台上实现了相关的算法。实验结果表明,优化后的运动检测器可以快速判断局部运动方向,感受域模板可实现在特定背景下的简单运动方式估算;对分辨率为 256×256 像素的输入图片,本设计中的 FPGA 系统可达到每秒 350 帧的处理速率,所产生的延时仅为 $0.25 \mu\text{s}$,达到了快速处理的要求。此模型可应用于实时的机器视觉系统,如进行障碍物检测、整体运动方式估算、UAV/MAV 的稳定控制等。

关键词 机器视觉 Reichardt 运动检测器 感受域 运动方式判断 FPGA

中图分类号: TP242.6+2 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)12-2489-08

FPGA Design and Implementation of Insect-inspired Reichardt Motion Detector and Receptive Field

Kolja KUEHNLENZ¹⁾, WU Hai-yan¹⁾, Martin BUSS¹⁾, Alexander BORST²⁾, ZHANG Tian-guang¹⁾

¹⁾ (Institute of Automatic Control Engineering, Technische Universität München, 80290 Munich Germany)

²⁾ (Max Planck Institute of Neurobiology, 82152 Martinsried, Germany)

Abstract In order to realize high-speed motion detection and camera ego-motion estimation in image processing, an insect-inspired Reichardt motion detector (Elementary Motion Detector (EMD)) and receptive fields based on insect's vision system are applied. The principal characteristics and drawbacks of the Reichardt model are analyzed. According to one of its main drawbacks, a modified model is selected which performs better in motion detection than the original method. Moreover, six templates of receptive field based on fly's vision system are designed for simple ego-motion estimation, such as self-translation and self-rotation of the camera. Finally, the related algorithms are implemented on a FPGA (Field Programmable Gate Array) platform. The results of several typical experiments demonstrate, that the EMDs can detect local optical flow quickly and the receptive field templates enable simple motion estimation under specific backgrounds. The developed FPGA system is sufficient to deal with a video frame rate of 350 fps at 256×256 pixels resolution, the resulting time delay of the Reichardt model implementation is only $0.25 \mu\text{s}$. This hardware can be applied to real-time computer vision systems, such as for obstacle detection, motion estimation, UAV/MAV's stability control and so on.

Keywords computer vision, Reichardt motion detector, receptive field, motion estimation, FPGA

基金项目:德国科研基金会(DFG)的 Cognition for Technical Systems-CoTeSys 和 the Bemstein Center for Computational Neuroscience Munich 项目
收稿日期:2008-03-11;改回日期:2008-10-22

第一作者简介:Kolja Kuehnlenz(1973~),男,助理教授。2007 年于慕尼黑工业大学获电子工程方向的工学博士学位。主要研究方向为视觉伺服控制和人机交互。E-mail:kolja.kuehnlenz@iee.org

1 引言

机器视觉是图像技术、模式识别技术,以及计算机技术发展的新产物,是实现智能化、自动化、信息化的先进技术领域。机器视觉系统的应用,大大提高了装备的智能化、自动化水平,提高了装备的使用效率、可靠性等性能。而生物学等方面的发展和突破,为工业技术领域提供了大量具有实际应用价值的模型。如何将生物模型应用于机器视觉技术,正是目前国内外研究的热点。

由于大多数机器视觉系统的监控对象为运动物体,系统与运动物体的匹配和协调动作尤为重要,所以对系统各部分的动作时间和处理速度提出了严格的要求。昆虫(如果蝇)的视觉系统由若干光感受器和运动检测器(EMD)组成,它们被用来检测由某种运动引起的光流场。基于苍蝇视觉系统的 Reichardt 运动检测器及其变种是生物界所熟知的运动检测器模型,其运算简单高效,大大缩短了计算时间。而视神经系统中的横向细胞对若干运动检测器进行联接,形成了感受域,可实现对某种特定运动方式的检测。同时选择 FPGA(Field Programmable Gate Array)作为实现算法的硬件平台,可进一步达到实时性的要求。

2 运动检测器模型

2.1 Reichardt 模型

受生物视觉系统启发的,最早最著名的运动检测模型为 Reichardt 模型^[1],它由 Reichardt 和 Hassentein 于 1956 年提出。Reichardt 检测器有一个并行结构,其最简单的形式如图 1(a)所示。

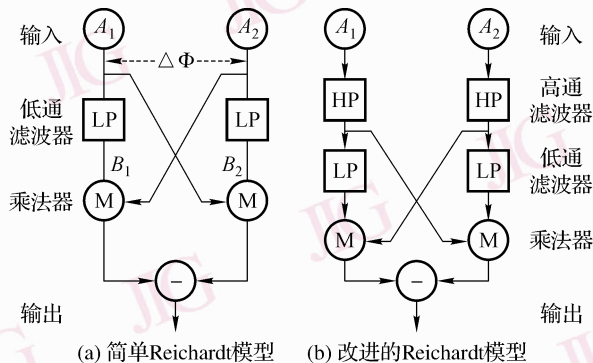


图 1 Reichardt 运动检测器模型

Fig. 1 Reichardt motion detector model

其中, A_1 和 A_2 为光感受器的输出信号,这两个光感受器的空间间隔为 $\Delta\Phi$ 。在左通道,信号 A_1 首先经过时间延迟环节 LP(通过低通滤波器实现),延迟后的信号再与 A_2 相乘,得到一输出量。为了检测左移运动并抑制对静止图像的响应,在右通道设置了一个并行的‘延时—乘法’结构。这两个左、右通道被视为这个模型的两个子单元。最后,这两个子单元的输出相减,得到与运动方向相关的总输出 R 。当图像做右移运动,总输出值为正,反之为负。用 $A_1(t)$ 和 $A_2(t)$ 分别表示两个左右臂的输入信号, $B_1(t)$ 和 $B_2(t)$ 代表相应的延迟输出信号,则这个运动检测器的总输出为

$$R(t) = A_2(t) \times B_1(t) - A_1(t) \times B_2(t) \quad (1)$$

对于理想的数学模型,这个运动检测器有以下两个特性:(1)反对称性,对于相同速度的向左和向右运动,模型响应的模相等,但符号相反。这个特性与苍蝇中视觉细胞(小叶板切向细胞)的实验记录相吻合,即其被某一个运动方向(敏感方向)激励,被其相反的方向(零方向)抑制^[2]; (2)模型只对运动敏感,而对静止的输入完全不响应,该模型可以进行运动方向判断。关于此模型运动检测的理论和

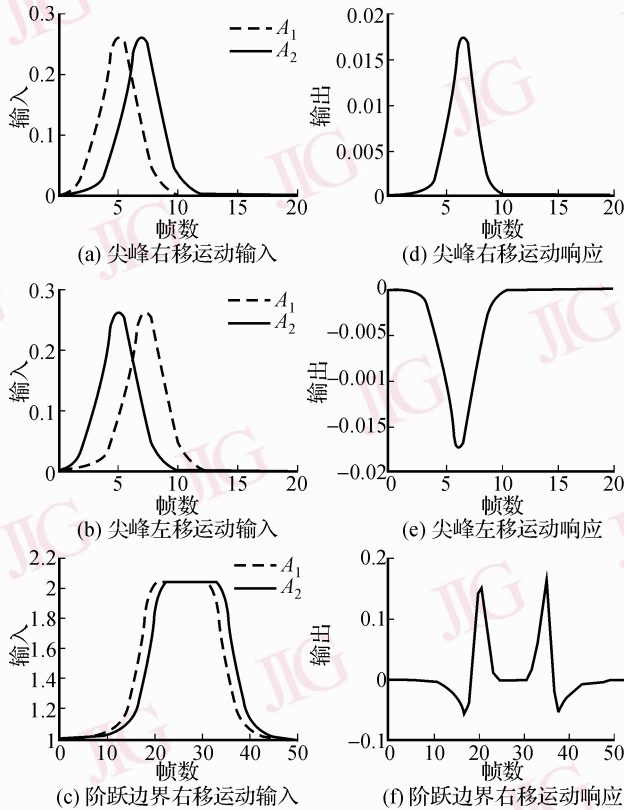


图 2 Reichardt 模型响应 ($\Delta\Phi = 2$ pixels, $\tau = 2$)

Fig. 2 Response of Reichardt model ($\Delta\Phi = 2$ pixels, $\tau = 2$)

数学推导参见文献[3]。

Reichardt 模型对于移动尖峰 的响应,如图 2(d)、(e)所示。当尖峰右移时(图 2(a)),响应为正值(图 2(d));当尖峰做左移运动(图 2(b)),响应为负值(图 2(e))。因此,该模型能实现运动方向判断。对于此模型,有两个参数是可调的:两个光感受器之间的空间间隔 $\Delta\Phi$ 和延迟环节的时间常数 τ 。

然而这个简单的模型有一个缺陷:其对阶跃边界(如图 2(c)所示)的响应复杂,导致对运动方向的分析困难加大。在图 2(c)中,有一阶跃边界从 $A_1 \rightarrow A_2$ 方向运动,此时模型的响应输出(图 2(f))有正有负,因此无法正确反应运动方向。在图像处理时,待处理的图片中包含的大部分是阶跃边界信号,而不是尖峰信号。因此,简单的 Reichardt 运动检测器在实际应用中有一定的局限性。

2.2 模型改进

为了克服上面提到的缺陷,在简单的 Reichardt 模型中加入一个预处理单元,即高通滤波器,改进后的模型如图 1(b)所示。在生物学上,为了使生物学实验数据与模型输出结果更接近,以及更好的模拟苍蝇视觉系统对动作的响应,此模型也曾由 Harris 和 O'Carroll 提出^[4]。虽然两者在结构上是一致的,但却是为了各自不同的目的。在本文中,改进的 Reichardt 模型中的各个部分分别采用如下算法。

高通滤波器:用于将阶跃边界信号转化为尖峰信号。在本设计中,采用一阶高通滤波器,

$$y_n = x_n - LP\tau_H(x_n) \tag{2}$$

其中, y_n 和 x_n 分别代表第 n 帧时滤波器的输出和输入。 $LP\tau_H(x_n)$ 为一阶低通滤波器(其设计等同式(3))的输出。将原始信号减去低通滤波器的输出,即为高通滤波器的输出。此时 τ_H 为一阶高通滤波器的时间常数,在仿真实验中设为 3。

低通滤波器:为实现时空关联,高通滤波器的输出需要经过一个延迟环节。程序中通过一个一阶低通滤波器实现,

$$LP\tau_L(x_n) = y_n = x_n / \tau_L + (1 - \tau_L) / y_{n-1} \tag{3}$$

此时 τ_L 为一阶低通滤波器的时间常数,在仿真实验中设为 2。

乘法器和减法器:乘法器用于实现时空关联,并通过两个子单元的相减,得到一个与方向相关的输出。当图像做右移运动,左右两个通道的输入信号首先需经过高通滤波器,阶跃边界信号被转化为尖峰信号,如图 3(a)所示。此时,模型的响应如

图 3(b)所示,输出值均为正值,表明信号由 A_1 向 A_2 运动,正确反映了其运动方向。

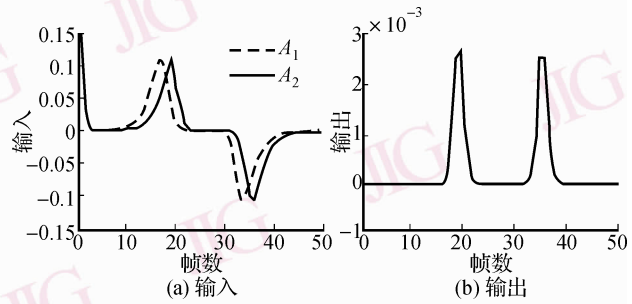


图 3 改进的 Reichardt 模型对阶跃边界的响应
Fig. 3 Response of elaborated Reichardt model when the input is a pluse

2.3 2 维运动检测

根据前面的介绍,运动检测器只能检测沿着两个光感受器之间的连接线运动方向(如 $A_1 \rightarrow A_2$, 或 $A_2 \rightarrow A_1$)。而在图像处理时,通常是对 2 维图像中的运动对象进行分析检测。因此,需要设计一 2 维运动检测算法。

在文献[5]中提出了一种简单的算法,即利用一对 EMD 实现 2 维运动检测(如图 4 所示)。由于任意方向的 2 维运动可以被分解为水平分量 and 垂直分量,因此 P_C 和 P_H 用以检测水平分量(H 类 EMD),而 P_C 和 P_V 用以检测垂直分量(V 类 EMD)。两个 EMD 共享一个输入通道即光感受器 P_C ,它们的输出分别为 R_H 和 R_V 。

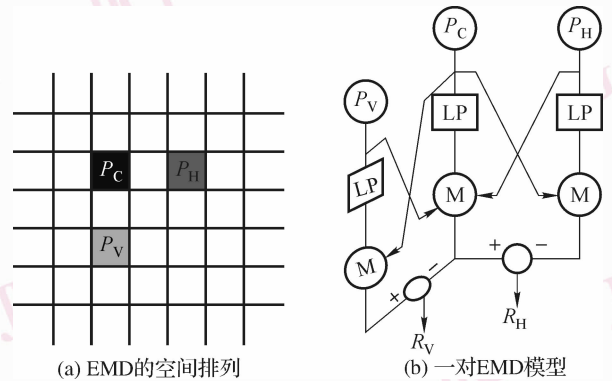


图 4 2 维运动检测模型
Fig. 4 2D motion detector model

3 基于感受域的运动方式判断

前面所述的一对 EMD 只能检测局部运动,而在实际控制中,通常需要判断图像中某个物体或照相

机自身的整体运动方式。为此提出了一种基于昆虫视觉感受域的简单运动方式判断方法。所谓感受域,是指直接或间接影响某一特定神经细胞的光感受器细胞的全体。果蝇的脑中存在一系列神经细胞,各神经细胞都分别与大量的光感应器连接。根据其对于不同方向的敏感性进行归类,如 H_1 神经细胞对水平运动方式敏感,即当其感受域中有物体正在做水平运动,则其输出明显。受果蝇的启发,在机器视觉系统中可设计一系列感受域模板,用以检测不同的运动方式。

3.1 感受域模板设计

为了估算相机的运动方式,设计了 6 个感受域模板。通过图 5 中的 6 个模板,可判断照相机在静止背景下的各种整体运动方式。这 6 个模板可理解为机器视觉系统的 6 类神经细胞,它们对 4 种运动方式:水平运动、垂直运动、扩张运动和旋转运动敏感。

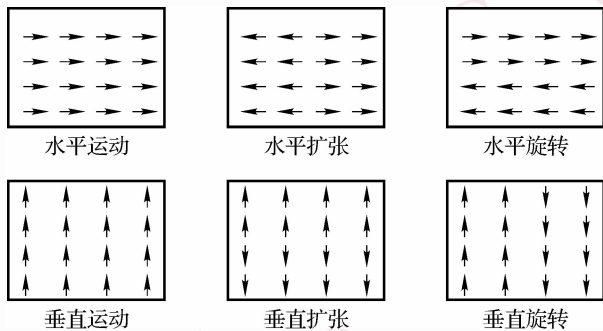


图 5 感受域模板

Fig. 5 Receptive field templates

在这 6 个模板中,水平运动和垂直运动模板用以检测水平运动分量和垂直运动分量;此外,当照相机静止时,结合水平扩张和垂直扩张模板可以检测运动对象有无缩放,即检测对象靠近照相机或远离照相机,或者利用水平扩张和垂直扩张模板检测在静止背景下照相机自身的前进或后退运动;最后,利用水平旋转和垂直旋转模板,可检测对象是否在做旋转运动。需要指出的是:在这种情况下,对相机所处的环境有一定的要求,如相机所采集的图像背景需要是对称的。因为此时两个模板的输出值为上下半平面或左右半平面 EMD 的差值。每个模板的具体计算过程为将检测到的局部运动向量映射到模板中箭头所指的方向,再将整个模板中映射后的向量累加,则得到模板的输出值。该输出值反映了此模

板所测运动分量的大小。需要注意的是,当利用扩张和旋转模板检测图像中某一对象的运动时,被测对象的中心要与模板的中心重合。另外,当应用不同的模板时对背景有不同的要求,如利用水平运动模板检测水平运动时,背景中需要大量的竖条纹。

3.2 仿真结果:运动物体检测

通过前面的介绍可知,运动检测器可用以检测图像中的运动物体。在此仿真实验中,输入量是由一固定照相机拍摄的一组图像(拍摄频率为 200 帧每秒,分辨率为 640×480 像素)。图像中有若干移动的对象,且处于图像中的不同位置,其大小不一、运动方向各异,如图 6 所示(只显示了部分原始图像)。图像左侧的对象在往前移动,而右侧的对象在水平往左移动。仿真结果如图 6 所示,图像中的箭头即为检测到的光流,表示该像素点的运动方向。



图 6 仿真结果:图像中运动物体的检测

Fig. 6 Simulation results: moving objects detection in an image

仿真结果表明了该运动检测器的若干特性:首先,在无运动对象的区域没有箭头,即运动检测器对静止的输入响应为零;其次,在仿真结果中可快速找到移动对象(周围有箭头);此外,箭头所指方向正确反映了像素点的运动方向,即在往前移动的对象上检测到了以某一点为中心向外扩散的光流,水平向左运动的对象上检测到了水平向左的光流,与实际相符。

4 FPGA 设计与实现

算法的 FPGA 设计与实现是本设计的研究重点。在这部分主要介绍上面提出的运动检测器和感受域模板的 FPGA 设计过程。

4.1 开发环境

开发环境主要由 3 部分组成:高速相机 (MC1311, Microtron)、FPGA 开发板 (Tsunami PCI FPGA Processor) 和主机 (AMD Opteron 242, 2 GB

RAM)。首先,相机连续采集图像并通过 camera link 传送至 FPGA 开发板。此 FPGA 开发板集成了 Frame grabber 功能,可连续接收图像,同时将图像传送到板上的 FPGA 处理单元 (Altera Stratix EP1S40 系列)。相关的运动检测器模型和感受域模板算法在 FPGA 上实现,算法以并行、流水线的方式进行。在计算结束之后,运动检测器和感受域模板的结果通过 PCI 总线被传送到主机。图 7 给出了系统的硬件结构图。

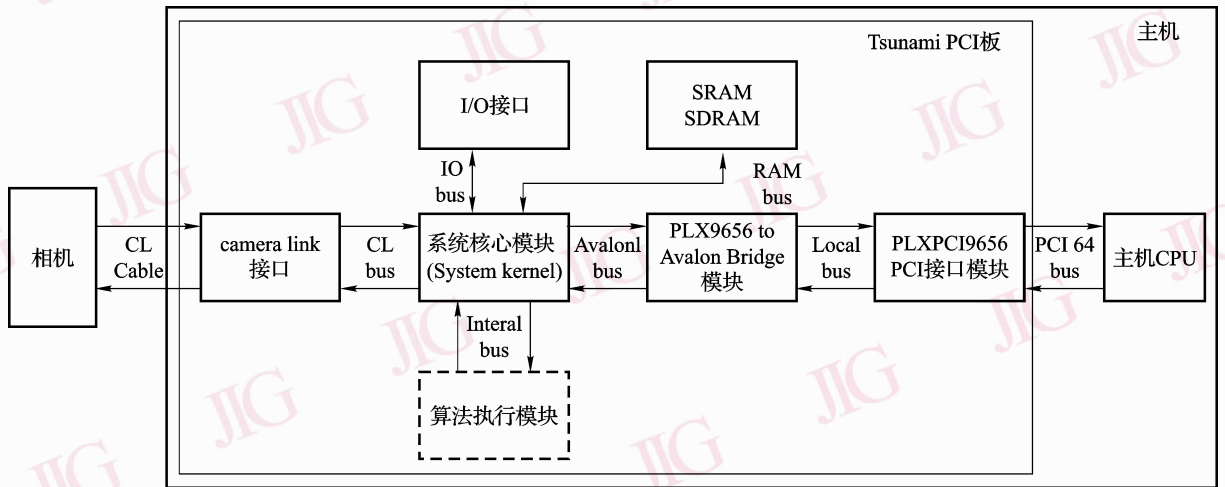


图 7 硬件结构图

Fig. 7 Structure of the hardware platform

4.2 VHDL 程序架构

VHDL 程序的总体框架由图 8 给出。图中的 iDATA 为原始图像数据流 (即每个像素点上的像素值),由相机提供。数据流输入到 EMD 模块,进行每个像素点上的光流值计算。改进后的 EMD 主要由 4 部分组成:时间高通滤波器、时间低通滤波器、乘法和减法器。高通滤波器的设计是基于低通滤波器的设计,故这两个部分将一并予以介绍。乘法和减法器的设计相对较简单,文中不再赘述。另外,由于采用了递归型滤波器,需调用板上的 M-RAM 资源,用以存储当前滤波器的输出值。同时,6 个感受域模板也在 FPGA 上实现。为了将计算结果插入到原始数据并一起输出到主机,模型中增加了一个“数据插入模块”。与数据流同时传入的是 3 个与图像相关的信号:帧信号 (iFVAL)、行信号 (iLVAL) 和位信号 (iDVAL)。这 3 个信号用以同步图像各个模块的运行,保证时序的正确性。

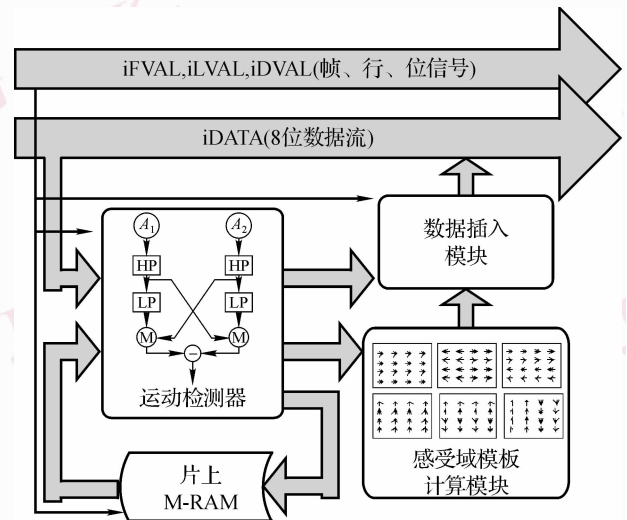


图 8 VHDL 算法的架构

Fig. 8 Architecture of the VHDL algorithm

4.3 子模块设计

4.3.1 高通滤波器

设计采用了一阶递归高通滤波器,其表达式和具体结构如图 9 所示。

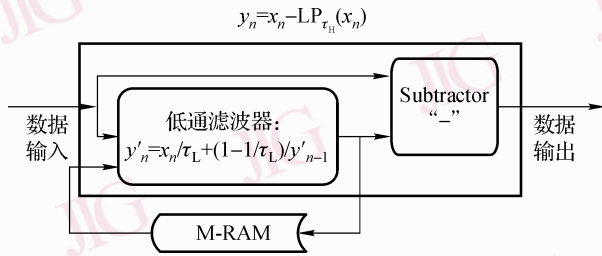


图 9 一阶递归高通滤波器

Fig. 9 Recursive single pole high-pass filter

为了实现高通滤波器,首先设计了一低通滤波器(式(3))。当得到低通滤波器的输出后,用原始值减去此输出值,即为高通滤波器的输出。由于在 EMD 模型中,每一单通道同时有高通滤波器和低通滤波器运行,故 τ 有两个时间常数: τ_H, τ_L 。

4.3.2 M-RAM 控制器

在图 8 中,一片上 M-RAM 用来存储当前低通滤波器的输出值。M-RAM 控制器进行读地址、写地址和写使能信号的分配。需要指出的是:相机采集的原始图像的分辨率为 1280×256 像素,但由于板上存储资源的限制,该设计只处理了 256×256 像素大小的图像。因此,写使能信号可用以选择这个感兴趣区域。由于模板对称性的要求以及基于相机采集对图像造成的扭曲,该设计中选择的感兴趣区域为原始图像的中间部分。程序中采用了一个位计数器,当计数值在 $512 \sim 767$ 之间时则进行数据存储。

4.3.3 感受域模板计算模块

在 3.1 中提到,6 个感受域模板用以进行运动方式估算。首先,每个 EMD 的输出值被传送到这个模块。其次,根据相应的模板,分别对 H 类 EMD 和 V 类 EMD 的输出值进行相加或相减,则得到模板的输出。每个模板的输出为 40 位的有符号值,最高位为符号位。6 个模板的总输出为 30 个字节。

4.3.4 数据插入模块

为了在主机上实时地显示计算结果,原始图像数据、感受域模板的输出值和每个像素点上 EMD 输出值被发送到主机。这些输出值通过数据插入模块,被插入到原始图像的非感兴趣区域。当数据发送到主机后,输出值可从数据流中重新读回。因此

在实验时,主机上可实时显示图像的感兴趣区域和每个像素点上的光流。6 个感受域模板的输出值也被实时地绘制成曲线。

FPGA 板的主频率为 160 MHz,数据输入端口和输出端口均为 8 位带宽。从相机传送一张完整的图像 (1280×256 像素)到 FPGA,需要至少 2 ms。当数据流通过 FPGA 时,所增加的处理时间为 40 个系统时钟 ($0.25 \mu\text{s}$)。此系统可达到 350 帧每秒的处理速率,或更高。

5 实验结果

此系统已成功通过一系列实验测试,如检测不同背景下的相机运动方式。在实验中,背景是静止的,相机被安装于机器手臂 (Stäubli) 的末端。通过对 Stäubli 的控制,相机将沿着预先设定的路径做简单的运动。需要说明的是:由于模板的局限性,在不同的实验中选择了不同的背景。下面将给出相机在不同背景下做不同方式运动的实验结果。

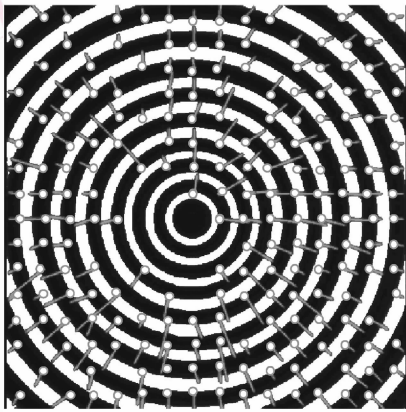
5.1 相机的前进/后退

在实验中,选择一系列黑白相间的圆环作为背景图案,如图 9(a)所示。在实验室时,尽量使相机的中心轴与背景图像垂直,并使其穿过图像中的圆心。图中的灰色箭头为 Reichardt EMD 检测到的光流,白点表明了运动方向。为了显示的需要,并没有画出所有像素点上的光流,而是在每 16×16 像素的区域内画一个光流。另外,在程序中设置了一阈值,即当检测到的光流的幅值小于这一阈值时,这个光流将被忽略,不在图像中画出。这样做的好处是可以避免由干扰引起的较小光流。图中的箭头均指向图片中心,即圆环的中心,表明相机在沿着中心轴后退。需要指出的是:圆心附近的箭头较少,这是因为这一区域的变化相对相机的前进/后退移动不明显,故通过阈值后这些较小的光流被滤去了。

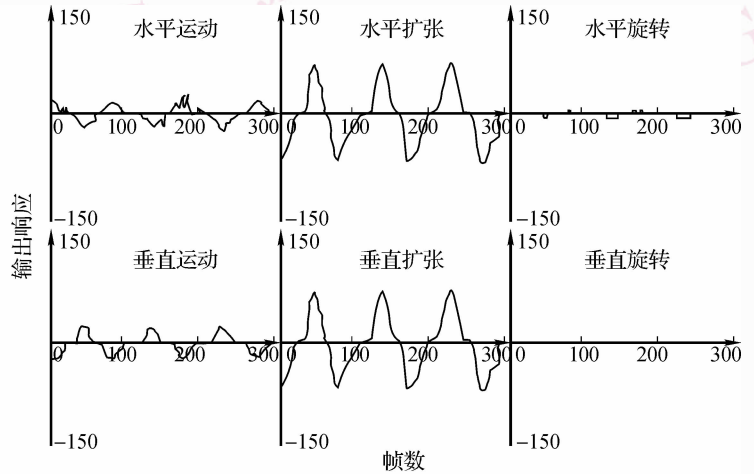
图 9(b)表明了 6 个感受域模板的输出值。其中上面 3 个图分别表示了水平运动模板、水平扩张模板和水平旋转模板的输出,下面 3 个图为垂直运动模板、垂直扩张运动和垂直旋转模板的输出。 x 轴代表帧数, y 轴代表模板的输出值。在实验中,模板的输出值被映射到区间 $[-150 \ 150]$ 之间。从图中可以看出中间两个模板(水平扩张和垂直扩张)的输出值明显较大。正值代表相机沿着中心轴前进,负值则表示相机在后退。其余 4 个模板(水

平运动、垂直运动、水平旋转、垂直旋转)仅有微小的输出(理论上应为零),主要原因是:在实验中,图片的圆心和相机的中心轴没有完全吻合,从而造成

背景的不对称性。此实验结果基本反应了相机的运动方式:即相机在整个过程中仅沿着中心轴前进(正值)或后退(负值)。



(a) 背景和光流场



(b) 感受域模板输出

图 9 相机前进/后退实验结果

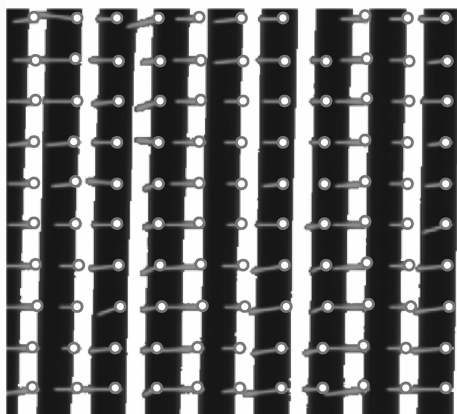
Fig. 9 Experimental results when camera moves forwards/backwards

5.2 相机水平移动

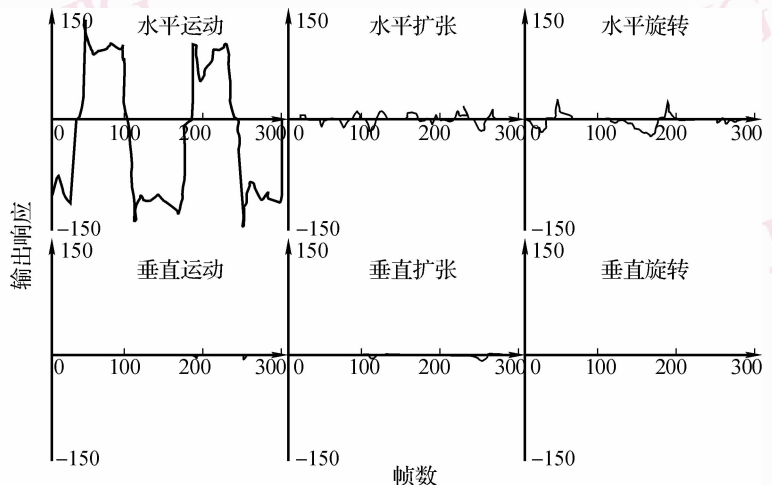
在此实验中,背景为黑白相间的竖条纹图像,相机在此背景前平行移动。图 10(a)为背景和检测到光流场,图中的灰色箭头几乎均水平指向右。但箭头的长短(即光流的幅值)并不一致,这是由于 Reichardt 模型的输出受到多个因素的影响:如相机运动速度、光照条件、对比度等。

图 10(b)为 6 个感受域模板的输出,与 5.1 节实验结果相比较,此时仅有水平运动模板的输出较

大,其余 5 个模板的输出均几乎为零。水平运动模板中的正值表明相机水平向右移动,负值表明水平向左移动。水平扩张和水平旋转模板在相机移动过程中有较小的输出,这是由于图像的左右、上下的不对称性引起的。其余 3 个的模板即垂直运动模板、垂直扩张模板和垂直旋转模板的输出在整个过程中均为零(与理想结果吻合)。因为“垂直”模板只对背景中的水平线条敏感,而此实验的背景中只有垂直线条,故模板的输出为零。



(a) 背景和光流场



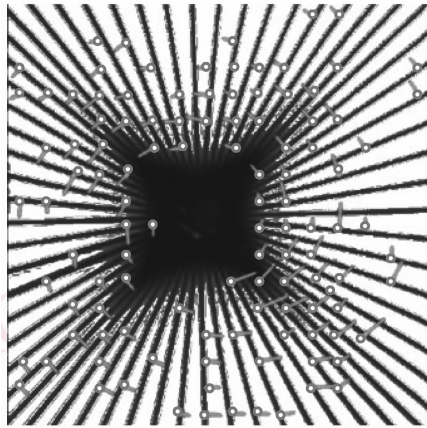
(b) 感受域模板输出

图 10 相机水平移动实验结果

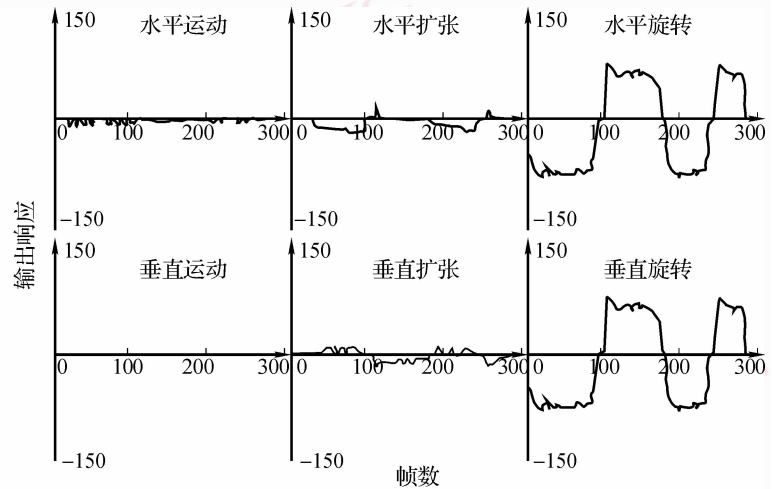
Fig. 10 Experimental results when camera moves horizontally

5.3 相机绕中心轴旋转

在此实验中,背景为一组由某一中心发散的线条(图 11(a)),相机在背景前绕中心轴旋转。在实验时,相机的中心轴垂直对准背景中的发散中心。图 11(a)中的灰色箭头为检测到的光流场,其呈环形排列。与实验 5.2 类似,中心附近的光流较小,因而被滤去。



(a) 背景和光流场



(b) 感受域模板输出

图 11 相机绕中心轴旋转实验结果

Fig. 11 Experimental results when camera rotates along the central axis

6 结论

通过上述分析、仿真和实验可以得出,改进后的 Reichardt 运动检测器克服了简单 Reichardt 模型的缺陷。高通滤波器的加入实现了将输入信号由阶跃边界信号转化为尖峰信号,可准确判断物体的局部运动方向。文中提出的模型各部分的算法(高通滤波器,低通滤波器设计)都较简单且易于实现,对实时性要求高的机器视觉系统有着较大的实用性。此外,通过 6 个感受域模板,实现了简单运动方式的判断。对分辨率为 256×256 像素的输入图像,本设计中的 FGPA 系统达到了 350 帧每秒的处理速率或更高,所增加的延时仅为 $0.25 \mu\text{s}$,在机器视觉系统方面有着广泛的应用前景。然而,在实验中所应用的背景是对称的、规则的(受感受域模板的限制),与实际应用中的背景有所不同。故在下一步的研究中,需要设计出更适用于实际场景的感受域模板。

图 11(b)为 6 个感受域模板的输出。在整个过程中,除了水平旋转和垂直旋转两个模板的输出较明显之外(正值:顺时针旋转,负值:逆时针旋转),另外 4 个模板的输出接近零。根据这 6 个模板的输出,可以得出结论:相机在该实验室中只做绕中心轴的旋转运动。

此外,EMD 的输出能反应运动方向,却不能准确反应运动速度(受光照条件,对比度,模型参数等的影响)。如何解决这些问题,并进一步优化模型是将来研究中的重点。

参考文献 (References)

- 1 Hassenstein B, Reichardt W. Systemtheoretische analyse der Zeit-, reihenfolgen, und vorzeichenbewertung bei der bewegungsperzeption des ruesselkäfers [J]. Naturforsch, 1956, **11b**:513-524.
- 2 Borst A, Haag J. Neural networks in the cockpit of the fly [J]. Journal of Comparative Physiology A, 2002, **188**:419-437.
- 3 Egelhaaf M, Borst A. Transient and steady-state response properties of movement detectors [J]. Optical Society of America, 1989, **6**(1): 116-127.
- 4 Harrison R A, O'Carroll D C. Afterimages in fly motion vision [J]. Vision Research, 2002, **42**:1701-1714.
- 5 Nakamura E, Ichimura M, Sawada K. Fast global motion estimation algorithm based on elementary motion detectors [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C], New York, USA, 2002, **2**: 297-300.