

一个基于生物视觉的单目运动方向检测模型

范学刚 王正志 黄教民

(国防科技大学机电工程与自动化学院, 长沙 410073)

摘要 运动感知是生物视觉脑机制的重要组成部分之一。该文根据形状运动边界轮廓系统 (Fomotion BCS) 模型的相关原理, 先通过扩展其暂态网络处理阶段的不对称方向抑制机制和在其竞争网络阶段引入相反方向上的抑制核以及在边界分割阶段引入运动双极细胞的合作机制, 结合单目静态边界处理, 建立了检测运动方向的单目神经动力学模型; 然后根据该模型编写仿真程序用于运动方向检测。仿真结果表明, 利用生物视觉原理来实现物体的运动方向检测是一条可行的研究途径。

关键词 运动生物视觉 方向检测 反向抑制核 运动双极细胞

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)01-0137-08

A Model of Monocular Motion Direction Detection Based on Biological Vision

FAN Xue-gang WANG Zheng-zhi HUANG Jiao-min

(School of Mechatronics Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract Motion perception is one of the important parts of the mind mechanism of biological vision. Based on the fundamental principle of Fomotion BCS and combined with monocular boundary perception processing, this thesis develops a monocular neural dynamic model of motion direction detection. It is different from the Fomotion BCS that the mechanism of asymmetrical direction detection is expanded at transient network processing stage, inhibition kernel in the reverse direction is taken at the competition network processing stage and the cooperation mechanism of the motion bipole cells is taken at the boundary segmentation processing stage in the model. We have simulated it on the computer successfully. The model helps us to realize a motion direction detection system based on biovision theory that is different from those normal models in the field of computer vision.

Keywords motion biovision, direction detection, inhibition kernel in the reverse direction, motion bipole cells

1 引言

在军事和工程应用中, 机器视觉经常遇到的是动态图像, 但是动态图像的处理要比静态图像的处理困难得多, 例如, (1) 动态图像中的由光流计算运动是一个病态问题, 需要增加人为的约束才能求解; (2) 动态图像中的孔径问题, 使得光流表现局部运动不能直接反映物体的实际运动; (3) 运动物体的

感知和认知, 更是十分困难。这些难点都是动态图像处理中最基本的难点。计算机视觉虽得到了广泛的应用, 但同时也面临着很大的困难, 即由于它往往是从工程的角度出发, 就事论事地提出各种算法, 而缺少统一有效的算法, 因此无法解决复杂场景中的分割和认知问题。

源于 Grossberg 教授提出的针对静态图像处理的形状颜色深度 (form and color and depth, FACADE) 理论由边界轮廓系统 (boundary contour sys-

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60471003)

收稿日期: 2006-05-10 改回日期: 2006-08-07

第一作者简介: 范学刚 (1982~), 男。2004 年 6 月毕业于中南大学自动化专业, 现为国防科技大学硕士研究生。主要研究方向为视觉信息处理。E-mail: fanlishagang@163.com

tem, BCS)和特征轮廓系统 (feature contour system, FCS)组成, 已为很多机器视觉研究者所接受, 并且在静态图像处理方面已经得到很好的应用^[1, 2]。

在生物视觉系统的构成中, 运动视觉系统是自然界中非常重要的一种视觉信息获取和处理的配置方式。在静态视觉理论模型中, 主要涉及到的是静态轮廓方位的检测, 而对于运动感知, 最基本的功能是应当具有检测运动方向及分割重组边界的能力。根据连续运动图像序列中的特征跟踪信息 (例如角点、终端等) 来进行物体运动的组群和分割一直是研究的重点和难点。本文从神经元细胞的活性动力学方程出发, 根据 Grossberg 教授等提出的形状运动边界轮廓系统 (fomotion boundary contour system, Fomotion BCS)^[3~5]模型的相关原理, 并对其进行了改进, 特别是扩展了其暂态网络的处理, 修改了其竞争网络阶段的处理, 引入了相反方向上的抑制核, 以及通过引入边界分割来得到一个检测单目运动方向的神经动力学模型, 并对多个运动物体的方向检测与边界重组分割进行了仿真。

生物视觉系统所接收的场景输入包括多种色彩的信号。由于各种色彩的信号在生物视觉系统的这些通道中是以并行的方式分别进行处理的, 且它们的处理机制基本一致, 故本文仅针对灰度图像进行说明。同时, 由于生物视觉系统中也存在多个尺度的并行处理通道, 这些并行处理通路的差别大体体现在感受野的大小及其掩模的汇聚权值分布上面, 其信息处理机制在多个尺度之间无差别。为此, 本文对单个尺度的信息处理的动力学机制加以分析。计算机仿真试验表明, 对多个运动物体的方向检测实现了正确的方向检测及边界分割, 达到了预期目标, 这说明从生物视觉机制中吸取营养是提高机器视觉水平的一条有效研究途径。

2 神经元活性动力学方程

神经元动力学方程也称膜电位方程, 它是整个 FACADE 视觉理论系统的基础。神经元之间的合作与竞争都是通过这个神经元活性动力学方程来实现的。

一般来说, 每个神经元的功能实现都可以描述为一个变化的电压 $V(t)$ (可称它为该神经元的活性), 它的动力学方程如下:

$$C_m \frac{dV(t)}{dt} = - (V(t) - E_{\text{Leak}})g_{\text{Leak}} - (V(t) - E_{\text{Excit}})g_{\text{Excit}}(t) - (V(t) - E_{\text{Inhib}})g_{\text{Inhib}}(t) \quad (1)$$

式中, E_{Leak} 、 E_{Excit} 、 E_{Inhib} 分别对应泄漏、激励和抑制的反电势, g_{Leak} 是定常的泄漏电导, 而时变的电导 $g_{\text{Excit}}(t)$ 和 $g_{\text{Inhib}}(t)$ 则分别是该神经元对应于激励和抑制的总输入的函数。在具体计算中, 可不考虑暂态过程的状态变化, 因为通常假定所有状态达到稳态后才对活性进行计算。通过重新标定时间, 电容项 C_m 可以设为 1。通过平移 $V(t)$, 泄漏反电势可以设置为 0。这样变换后, 抑制逆电位 E_{Inhib} 是非正的。

于是式 (1) 可改写为

$$\frac{dV}{dt} = -\alpha V + (U - V)g_{\text{Excit}} - (V + L)g_{\text{Inhib}} \quad (2)$$

这里 $\alpha = g_{\text{Leak}}$ 是定常的衰减率, $U = E_{\text{Excit}}$, $L = |E_{\text{Inhib}}|$ 。

式 (2) 是 FACADE 理论的基础, FACADE 理论系统内的几乎所有方程都是以这个神经元动力学方程为基础进行相应拓展的。在式 (2) 中, 引入“邻域”的激励和抑制信号, 便能使方程隐含合作和竞争作用。由于神经元间的相互作用在式 (2) 的规律控制下达到平衡, 从而实现了神经元活性的自组织。在具体使用中, U 、 L 分别是相应功能神经元的最大活性值和最小活性值, $g_{\text{Excit}}(t)$ 和 $g_{\text{Inhib}}(t)$ 以一定的策略和连接权值来汇聚从前一处理阶段上对应邻域来的信号, 以形成激励性输入和抑制性输入。

3 运动方向检测模型

运动方向的检测分为以下几个阶段: FACADE 静态边界预处理阶段、暂态网络处理阶段、短程滤波处理阶段、竞争网络处理阶段和方向组群及边界分割阶段, 下面分别进行说明。

3.1 FACADE 静态边界预处理阶段

由生理解剖学和生理物理学等学科的研究成果可知^[6], 视觉系统首先由视网膜细胞和侧膝状体核 (lateral geniculate nucleus LGN) 细胞进行图像的高度均衡处理, 处理后的信息送入到大脑皮层中相应处理阶段的细胞进行处理; 大脑皮层中至少存在两条神经通路分别用于场景图像的边界形状和彩色亮度的处理。对应边界形状处理的神经通路上, 进行视觉信息处理的细胞类型有简单细胞、复杂细胞、超

复杂细胞、高阶超复杂细胞和双极细胞, 这条通路在视觉信息处理功能上是基于图像亮度均衡后的信息, 具体完成有向对比 (orientation and contrast OC) 滤波、竞争和合作组群等功能。

针对生物视觉系统模型——FACADE 系统而言, 其对单目图像输入进行的处理, 所反映出的动力学特性基本揭示了生物视觉系统对各种视觉输入进行处理的一些本质特性。在单目图像输入的情况下, BCS 用于生成关于边、纹理、阴影、对比度差别等信息的突发边界分割, 其边界轮廓信号用于合成边界。

FACADE 静态边界处理先得到运动物体的边界, 然后将得到的物体边界作为视觉运动通道处理的输入 I_{ij} 。

本文着重讨论运动方向检测的神经动力学模型, 关于 FACADE 对单目图像所反映的各处理阶段细胞的神经动力学特性可参考文献 [1]、[2]。

3.2 暂态网络处理阶段

模型的第 2 层由无方向性暂态细胞、方向性抑制中间神经元和方向性暂态细胞 3 部分组成。其中无方向性暂态细胞只响应于图像的暂态特性, 例如, 亮度的增减变化, 而不关心目标图像是否向某一特定方向运动; 方向性抑制中间神经元对于沿其感受野某一方向运动的刺激信号则会被强烈激发, 而对于相反方向的运动刺激却几乎不响应, 方向性抑制中间神经元不仅仅是生物激发的需要, 它同样还有其他重要的功能作用, 仅仅存在相邻暂态细胞间的抑制性作用是不够的, 因为被抑制的暂态细胞就不能够再进一步抑制它们的相邻细胞, 有了方向性抑制中间神经元, 这个问题便迎刃而解, 这种方向性抑制中间神经元的特性就是能够独立地保持它们所抑制的暂态细胞的活性; 方向性暂态细胞与方向性抑制中间神经元的处理类似, 但是其活性不是独立的。

根据视网膜和视皮层的方向选择性, 这 3 种不同类型细胞的神经连接网络设计要能说明以下 3 个主要原理^[3]: (1) 方向选择性是由沿细胞偏好方向的不对称抑制引起的; (2) 反方向 (即偏好方向相反的方向) 上的抑制用于抵消空间上的激励; (3) 抑制信号先行到达, 进而抑制了反方向上的激励信号。

由前面所述无方向性暂态细胞的特性, 其细胞活性 b_{ij} 计算如下:

$$b_{ij} = x_{ij}z_{ij} \quad (3)$$

这里简单细胞活性 x_{ij} 是对前面 FACADE 边界输入

I_{ij} 的综合响应, 其活性方程如下:

$$\frac{dx_{ij}}{dt} = 10[-x_{ij} + (1-x_{ij})I_{ij}] \quad (4)$$

z_{ij} 表示一适应性传输门, 其定义如下:

$$\frac{dz_{ij}}{dt} = 0.03[1-z_{ij}-50x_{ij}z_{ij}] \quad (5)$$

式 (4) 和式 (5) 中方括号外的常数 10 和 0.03 分别描述了简单细胞活性 x_{ij} 和传输门 z_{ij} 的变化率。式 (4) 中, 常数 1 表示简单细胞的活性能达到的最大值。式 (5) 中 $1-z_{ij}$ 表示传输门 z_{ij} 能够达到最大值 1, $-50x_{ij}z_{ij}$ 说明传输器适应性与通过门信号的强度呈比例关系, 50 即比例常数。因此, z_{ij} 以一常数率累积到一个有限的最大值, 并且以一个比例于信号 x_{ij} 强度的速率发生适应。

方向性抑制中间神经元活性 $c_{ij}^{(d)}$ (活性独立), 执行的是对无方向性暂态细胞输出活性的时间均衡, 活性方程表示如下:

$$\frac{dc_{ij}^{(d)}}{dt} = -c_{ij}^{(d)} + b_{ij} - 5 \sum_{(X,Y) \in P} [c_{X,Y}^{(d^*)}]^+ \quad (6)$$

方程中, 其中 d 表示偏好方向, d^* 表示偏好方向 d 的相反方向, 以下类同; P 为空间上从点 (i,j) 沿偏好方向 d 且向后偏移 N 个单位的所有位置组成的点集。 P 也表示点 (i,j) 能够被抑制的范围。

其中每一个方向性抑制中间神经元细胞都有一个偏好方向 d , 即每个细胞接受相同空间位置上无方向性暂态细胞的活性 b_{ij} , 可将其作为激励性输入, 并将当前偏好方向的相反方向 d^* , 且位置为属于点集 P 内的方向性抑制中间神经元的输入加权值作为抑制性输入。例如, 一个位于点 (i,j) 、偏好于左向运动的方向性抑制中间神经元接受偏好于右向运动的且位于其左边的多个位置的所有方向性抑制中间神经元的抑制性加权输入和。本文采用的不对称抑制方法是对 Fomotion BCS 暂态抑制网络的扩展, 其在保证单目输入情况下, 能够在一定的大范围速度下执行有效的抑制机制, 以响应具有不同运动速度的物体; 其运动速度响应机制与 Fomotion BCS 模型在短程滤波处理阶段引入自相似门限^[7]多尺度短程滤波器来响应不同的运动速度不同。

方向性暂态细胞活性 $e_{ij}^{(d)}$ (与方向性抑制中间神经元不同, 其活性只在当前帧作用, 且不是独立的) 的动力学特性类似于方向抑制性中间神经元。

$$\frac{de_{ij}^{(d)}}{dt} = -e_{ij}^{(d)} + b_{ij} - 5 \sum_{(X,Y) \in P} [c_{X,Y}^{(d^*)}]^+ \quad (7)$$

式 (6) 式 (7) 中, 方向 d^- 由下式计算得到:

$$d^- = \left\lfloor d + \frac{N_D}{2} \right\rfloor \bmod(N_D) \quad (8)$$

且

$$[f]^+ = \max(f, 0) \quad (9)$$

这里 N_D 表示仿真中所用的离散方向的总数, \bmod 是进行模运算操作。

该第 2 层的输出经过半波整流再输入到下一阶段: $E_{ij}^{(d)} = [e_{ij}^{(d)}]^+$ 。

3.3 短程滤波

在位于细胞偏好方向上的空间各向异性的区域中, 由于一些偏好方向与运动方向相似的暂态细胞都会做出响应, 而短程空间滤波器所做的就是积累这些响应输出, 因此与真实运动方向一致的短程空间滤波器就能够组合到最多的运动信息, 这就增强了终端、角点及其他图像特征信号等的优势。

短程空间滤波器细胞活性 $f_{ij}^{(d)}$ 满足以下方程:

$$\frac{df_{ij}^{(d)}}{dt} = 4 \left| -f_{ij}^{(d)} + \sum_{(X,Y)} E_{X,Y}^{(d)} G_{ijX,Y}^{(d)} \right| \quad (10)$$

由此可以看到, 在偏好方向 d 上, 每一个短程空间滤波器细胞活性 $f_{ij}^{(d)}$, 以沿该偏好方向上的高斯核 $G_{ijX,Y}^{(d)}$ 为权值来接受所有位于点 (X, Y) 的方向性暂态细胞活性之和作为激励性输入。 (X, Y) 为满足条件 $(X-i)^2 + (Y-j)^2 \leq (R_s + N)^2$ 的点, R_s 表示相对于不对称方向抑制核的增量作用范围。设离散方向总数 $N_D = 8$ 规定水平向右方向为方向 0 逆时针方向分别为方向 0 至方向 7 则对于垂直向上和垂直向下运动方向的高斯核 $G_{ijX,Y}^{(2)}, G_{ijX,Y}^{(6)}$ 为

$$G_{ijX,Y}^{(2)} = G_{ijX,Y}^{(6)} = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\left| \frac{X-i}{\sigma_1} \right|^2 + \left| \frac{Y-j}{\sigma_2} \right|^2 \right] \right\} \quad (11)$$

其中, $\sigma_1 = 1.5$ $\sigma_2 = 5.0$ 。对于其他运动方向上的高斯核, 可以通过对式 (11) 高斯核做旋转变换来将其旋转到与当前的运动方向一致。

短程空间滤波器的细胞活性 $f_{ij}^{(d)}$ 经半波整流后作为下一阶段的输入 $F_{ij}^{(d)} = [f_{ij}^{(d)}]^+$ 。

3.4 竞争网络处理阶段

经仿真实验表明, 在相反方向上面, Grossberg 教授等提出的 Formotion BCS 模型只引入了反方向上的点抑制作用, 而没有引入相反方向上的抑制核作用, 使得在方向组群及边界分割中的 MT (middle temporal area) MST (medial superior temporal area) 循环回路处理阶段, 对于不同的运动物体, 可能会在非

运动方向上产生一些模糊的信号或者丢失一定的局部信息, 因而不能保证实现正确的运动边界重组与分割。鉴于此, 本文引入相反方向上的抑制核, 以保证同一位置向相反方向运动的确定局部信号不能同时被激活, 也就是说, 局部运动点不能够同时向不同的方向运动。本文的仿真实验表明, 引入反方向的抑制核, 可使得局部确定运动信号只在该运动方向上产生, 而在非运动方向上则没有模糊的运动信号; 并且引入相反方向上的抑制核, 由于更能够为边界分割提供更多的局部确定运动信号, 故最终处理的效果要好于不引入抑制核的结果。

竞争网络在每个相同方向和相反方向执行空间竞争, 当前方向 d 的活性受到相同方向的激励作用和抑制作用, 以及相反方向 d^- 的最大抑制作用, 以保证同一局部确定运动信号在正确的方向上受到最小的抑制, 在相反方向受到最大的抑制。方向竞争细胞活性 $h_{ij}^{(d)}$ 满足方程

$$\begin{aligned} \frac{dh_{ij}^{(d)}}{dt} = & -h_{ij}^{(d)} + (1 - h_{ij}^{(d)}) \left| \sum_{(X,Y)} F_{X,Y}^{(d)} J_{ijX,Y}^{(d)} \right| - \\ & (h_{ij}^{(d)} + 0.1) \left| \sum_{(X,Y)} F_{X,Y}^{(d)} K_{ijX,Y}^{(d)} \right| - \\ & 5(h_{ij}^{(d)} + 1) \left| \sum_{(P,Q)} F_{P,Q}^{(d^-)} A_{ijP,Q}^{(d^-)} \right| \quad (12) \end{aligned}$$

其中, 点 (X, Y) 满足条件 $(X-i)^2 + (Y-j)^2 \leq R_s^2$ 点 (P, Q) 满足条件 $(P-i)^2 + (Q-j)^2 \leq (R_s + N)^2$ 。 $J_{ijX,Y}^{(d)}$ $K_{ijX,Y}^{(d)}$ $A_{ijP,Q}^{(d^-)}$ 分别是激励性高斯核、偏好方向上的抑制性高斯核、相反方向上的抑制性高斯核, 对于垂直向上的运动方向 ($d=2$ $d^-=6$), 它们定义如下:

$$J_{ijX,Y}^{(2)} = \left| \frac{1}{2\pi\sigma_3\sigma_4} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\left| \frac{X-i}{\sigma_3} \right|^2 + \left| \frac{Y-j}{\sigma_4} \right|^2 \right] \right\} \right| \quad (13)$$

$$K_{ijX,Y}^{(2)} = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\left| \frac{X-i}{\sigma_5} \right|^2 + \left| \frac{Y-(j-1)}{\sigma_6} \right|^2 \right] \right\} \quad (14)$$

$$A_{ijP,Q}^{(6)} = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\left| \frac{P-i}{\sigma_7} \right|^2 + \left| \frac{Q-j}{\sigma_8} \right|^2 \right] \right\} \quad (15)$$

激励性抑制核 $J_{ijX,Y}^{(d)}$ 是空间各向异性的, 可取 $\sigma_3 = 5$ $\sigma_4 = 10$ 抑制核 $K_{ijX,Y}^{(d)}$ $A_{ijP,Q}^{(d^-)}$ 是空间各向同性的, 可取 $\sigma_5 = \sigma_6 = 10$ $\sigma_7 = \sigma_8 = 20$ 但是由于 $K_{ijX,Y}^{(d)}$ 偏移到细胞中心空间位置 (i, j) 的与细胞偏好运动方向相反的下一个单位, 因此, 在空间上沿偏好方向抑制性也就滞后于激励性。对于其他方向的高斯

核, 只要对 $J_{i j X, Y}^{(d)}$ $K_{i j X, Y}^{(d)}$ $A_{i j P, Q}^{(d)}$ 做相应的旋转变换即可。

最后进行整流输出: $H_{i j}^{(d)} = [h_{i j}^{(d)}]^+$ 。

3.5 方向组群及边界分割

边界分割分为以下 3 个步骤: 首先是长程滤波器从更大的空间区域汇聚运动信号, 诸如具有相似的方向偏好、相反的对比度极性和多方位等的信号; 然后进入 MT-MST 循环回路, 即得到确定的局部运动信号; 最后进行边界的分割与重组。边界分割的过程是一个将从 MT-MST 循环回路得到的确定信号逐步扩散分级的过程, 即是一个反馈循环的过程。

长程滤波器对大空间范围内的竞争细胞输出的加权表示如下:

$$W_{i j}^{(d)} = \sum_{(X, Y)} (H_{X, Y}^{(d)})^2 L_{i j X, Y}^{(d)} \quad (16)$$

其中, 点 (X, Y) 满足条件 $(X - i)^2 + (Y - j)^2 \leq R^2$, $L_{i j X, Y}^{(d)}$ 是中心位于 (i, j) 的各向同性高斯核, 在所有方向上均定义如下:

$$L_{i j X, Y}^{(d)} = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\left| \frac{X-i}{\sigma_9} \right|^2 + \left| \frac{Y-j}{\sigma_{10}} \right|^2 \right] \right\} \quad (17)$$

取 $\sigma_9 = \sigma_{10} = 100$ 。

设除细胞当前偏好方向 d 以外的所有方向组成的方向集合为 D , 则每个模型 MT 细胞活性 $m_{i j}^{(d)}$ 接受来自长程滤波器的自下而上的 $W_{i j}^{(d)}$, 并将其作为激励性输入, 而将接受来自方向 $d^\circ \in D$ 的模型 MST 细胞的自上而下的 $n_{i j}^{(d^\circ)}$ 加权反馈作为抑制性输入

$$\frac{dm_{i j}^{(d)}}{dt} = \left| -m_{i j}^{(d)} + (1 - m_{i j}^{(d)}) W_{i j}^{(d)} - (1 + m_{i j}^{(d)}) \sum_{d^\circ \in D} [n_{i j}^{(d^\circ)}] J^+ \right| \quad (18)$$

MT 输出整流: $M_{i j}^{(d)} = [m_{i j}^{(d)}]^+$ 。

MST 细胞活性满足方程

$$\frac{dn_{i j}^{(d)}}{dt} = \left| -n_{i j}^{(d)} + (1 - n_{i j}^{(d)}) M_{i j}^{(d)} - \sum_{d^\circ \in D} [n_{i j}^{(d^\circ)}] J^+ \right| \quad (19)$$

从上式中可以看出, 每个模型 MST 细胞活性 $n_{i j}^{(d)}$ 接收了来自模型 MT 细胞的激励性输入 $M_{i j}^{(d)}$ 和来自调谐于偏好方向 d 以外所有方向 D 的 MST 细胞的两侧抑制性竞争输入。这样就使模型 MST 细胞之间通过竞争选出了一个优胜方向, 并且通过式 (18), 又促进了调谐于相同方向的模型 MT 细胞

的活性。

MT-MST 循环回路稳定以后, MST 输出整流为 $Z_{i j}^{(d)} = [n_{i j}^{(d)}]^+$ 。

由于根据局部确定信号对整个运动物体边界进行了重新分割组群, 从而在各个方向上得到了重组后的整体形状, 该过程是依靠作用范围更长程的双极细胞^[8]的长距合作来完成的, 其也是一个循环的过程。根据静态双极细胞^[8]的作用原理, 笔者设计了运动双极细胞用来实现运动物体的分割, 设边界分割输出为 $o_{i j}^{(d)}$, 并满足如下方程:

$$\frac{do_{i j}^{(d)}}{dt} = -o_{i j}^{(d)} + 5 \sum_a r_{i j a}^{(d)} \quad (20)$$

其中,

$$r_{i j k}^{(d)} = g \left| \sum_{(p, q)} I_{i j} (Z_{p, q}^{(d)} + o_{p, q}^{(d)}) F_{i j p, q}^{(k)} \right| + g \left| \sum_{(p, q)} I_{i j} (Z_{p, q}^{(d)} + o_{p, q}^{(d)}) G_{i j p, q}^{(k)} \right| \quad (21)$$

$$g(s) = \frac{H [s - s_0] J^+}{K + H [s - s_0] J^+} \quad (22)$$

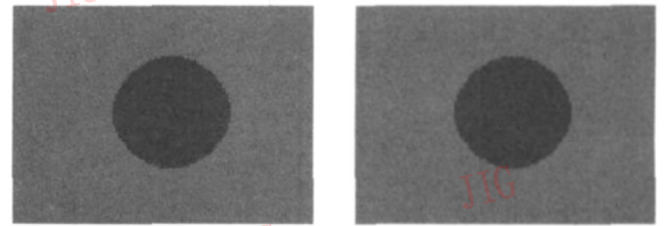
$$F_{i j p, q}^{(k)} = \left| \exp \left\{ -2 \left[\frac{N_{i j p, q}}{P_0} - 1 \right]^2 \right\} \left[\cos(B_{i j p, q} - k) \right]^M \right| \quad (23)$$

$$G_{i j p, q}^{(k)} = \left| -\exp \left\{ -2 \left[\frac{N_{i j p, q}}{P_0} - 1 \right]^2 \right\} \left[\cos(B_{i j p, q} - k) \right]^M \right| \quad (24)$$

$$N_{i j p, q} = \sqrt{(p - i)^2 + (q - j)^2} \quad (25)$$

$$B_{i j p, q} = \arctan \left| \frac{q - j}{p - i} \right| \quad (26)$$

$r_{i j k}^{(d)}$ 表示点 (i, j) 在偏好方向 d 上的第 k 个敏感方位上的双极细胞的输出活性。取 $P_0 = 10$ $H = 1$ $s_0 = 0.5$ $M = 9$ 其中阈值参数 s_0 决定了只有 $r_{i j k}^{(d)}$ 的两部分在某一方位上都产生足够的正刺激时, 合作信号才发生; 参数 a 的选择可以和仿真中所用的离散方向总数 N_D 一样, 即取 $a = N_D$; $I_{i j}$ 是经 FACADE 处理后的边界。



(a) 第 1 帧图像

(b) 第 2 帧图像

图 1 灰度化后的两幅位图

Fig 1 Two frame bitmaps of being grayed

4 仿真结果

根据以上所述原理编写了仿真程序,并规定 8 个运动方向,采用两帧图像进行计算,其中第 1 帧图像表示运动物体在上一时刻的空间位置,为处理当前时刻的运动物体提供必须的信息;第 2 帧表示运动物体在当前时刻的空间位置。因为第 1 帧图像只是为运动物体提供必须的信息,所以在本文中只给出对第 2 帧图像进行处理的输出结果。

在本文的仿真实验中,所有的常数参数的取值都是根据经验得到的。除了在单物体仿真中参数 N 取值为 $N = 1$ (即偏移 1 个单位),多运动物体的仿真中取值为 $N = 5$ (为了同时响应不同的运动速度)以外,其他所有参数的取值均相同。

4.1 单运动物体仿真

测试图片如图 1 所示,一个向左方向运动的圆,即第 2 帧图像中的圆相对于第 1 帧图像中的圆向左方向运动。

在单目图像输入的情况下,采用本文所述参数对单个运动物体图像进行仿真。图 2(a)~图 2(c)表示采用 Fomotion BCS 所述原理而得到的仿真结果,图 2(e)~图 2(g)表示用本文修改后的模型而得到的运行结果;图 2(d)及图 2(h)为在这两种情况下用本文所述的边界分割原理进行处理后所获得的最终边界输出。在图 2 各图中,正中央的输出表示由 FACADE 静态处理得到的当前帧(第 2 帧)的静态边界,周围的输出分别表示运动物体在 8 个方向上的活性,以下类似。

暂态网络处理阶段的结果如图 2(a)及图 2(e)所示。从该两图中可以看出,与当前运动方向相反的运动信号被完全抑制,但在其他方向上仍有模糊的运动信号。

短程滤波处理阶段的结果如图 2(b)及图 2(f)所示,由于汇聚了与偏好方向一致的运动信号,从而增强了终端、角点及其他图像特征信号等的优势。

竞争网络处理阶段的结果如图 2(c)及图 2(g)所示。从图 2(c)中可以看出,除了在与反方向相反的方向上没有输出活性外,在其他方向上均有运动信号输出;而从图 2(g)中可以看出,本文在引入反方向上的抑制核后,不仅在非运动方向上的模糊运动信号已被较好地抑制,并且与运动方向反方向相邻的方向信号几乎被完全地抑制掉。

边界分割的最终输出如图 2(d)及图 2(h)所示。从图 2(d)可见,对于没有经过修改的 Fomotion BCS 模型,因受竞争网络处理阶段输出的影响,没有在左方向上获得正确的运动边界分割;从图 2(h)可见,在左方向上得到了正确的运动物体边界信号。

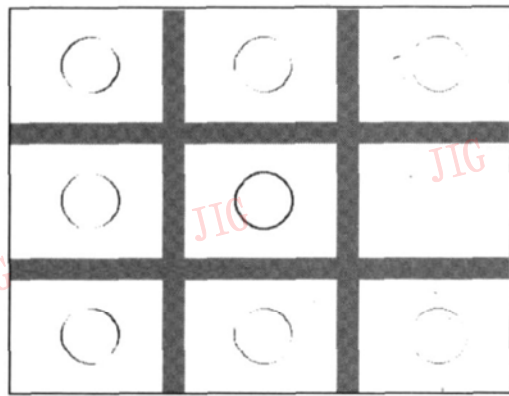
4.2 对多运动物体的仿真

用于多运动物体仿真的测试图片如图 3(a)、图 3(b)所示:在第 2 帧图像中,相对于第 1 帧,其中矩形向左方向运动,椭圆垂直向上运动,五边形向东南方向运动,且每个物体的运动速度不同。因为本文通过在暂态网络处引入不对称抑制核来实现对单尺度的不同速度范围的运动物体进行检测,其不同于 Fomotion BCS 模型在短程滤波处通过引入自相似门限多尺度短程滤波器来响应不同的运动速度,也没有必要再给出每一个处理阶段的仿真结果,所以这里只给出了本文模型最终边界输出的仿真结果(如图 3(c)所示),由 FACADE 静态处理得到的当前帧(第 2 帧)的静态边界位于正中央处,经由各处理阶段最终得到的边界分割处在周围的 8 个方向上面。

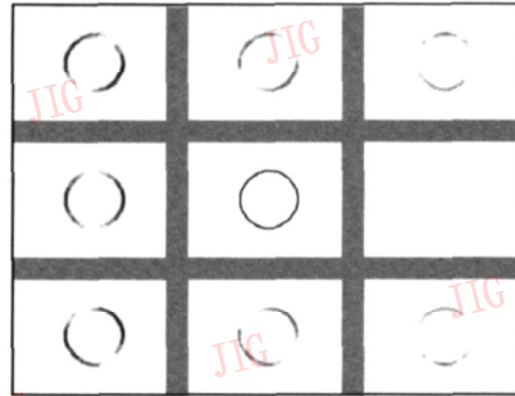
从图 3(c)可见,多边形、椭圆与矩形都正确地分配到其运动方向上,这说明了采用这种方法的可行性。从图中还可以看出,在物体的不同部分,最终得到的边界分割活性不一样:水平向左方向运动的矩形在顶点处活性较大,在其他地方活性较小;而五边形和椭圆有较多的点活性比较大,其他地方的活性稍小。这是因为:这是从跟踪运动物体的局部确定信号出发,先得到局部确定信号,然后再通过对确定局部运动信号进行全局扩散来获得最终的边界分割;而局部确定运动信号又比较容易从线条的终端和角点等特征跟踪点获得。受测试图片的影响(像素点离散),对于水平放置的矩形,因为图形比较规则,角点较少,而椭圆和五边形的角点和终端又较多,所以使得经过处理以后,椭圆和多边形的局部确定信号相对于水平放置的矩形比较丰富。

机器视觉的主要思路是由光流计算各点的实际速度,其是一个病态问题;同时受孔径现象的影响,物体的局部运动不能直接反映物体的实际运动。生物视觉根据物体的局部确定信号,通过扩散得到全局实际运动,其原理完全不同于传统的机器视觉。

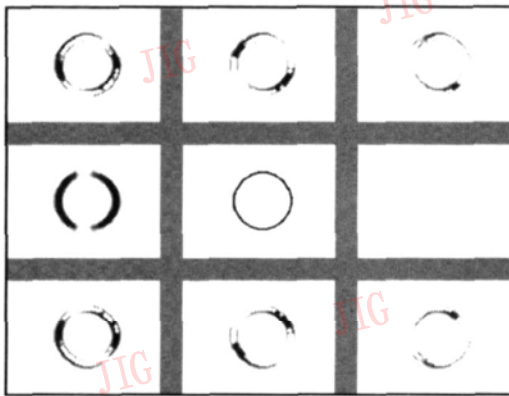
从仿真结果知,使用本文所述原理可以进行多个物体在不同方向上的运动方向检测。限于篇幅,本文没有给出更多测试图片的仿真结果。



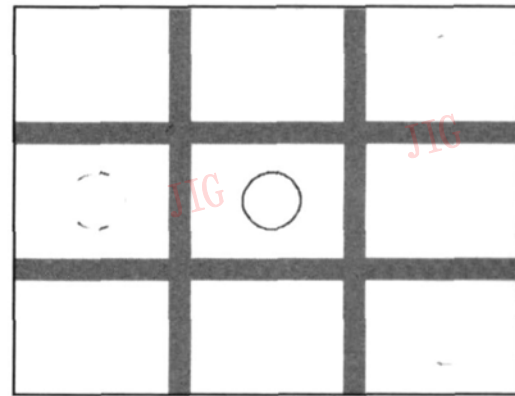
(a) Formotion BCS 暂态网络处理结果



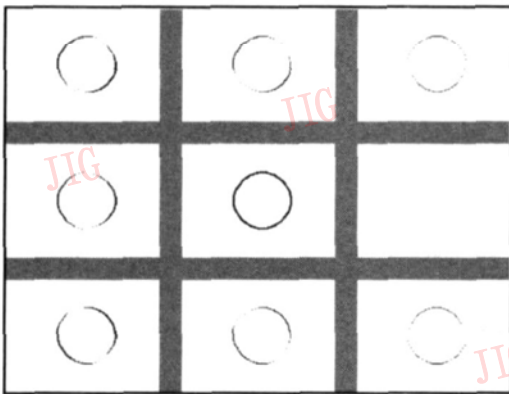
(b) Formotion BCS 短程滤波处理结果



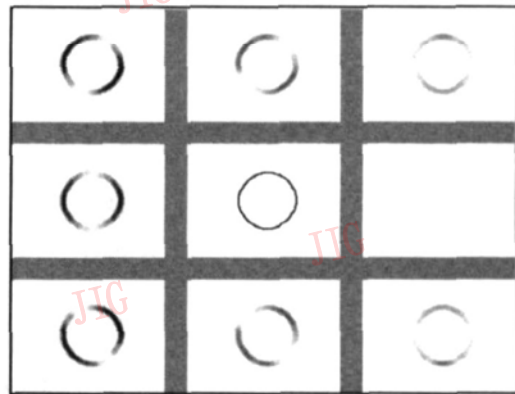
(c) Formotion BCS 竞争网络处理结果



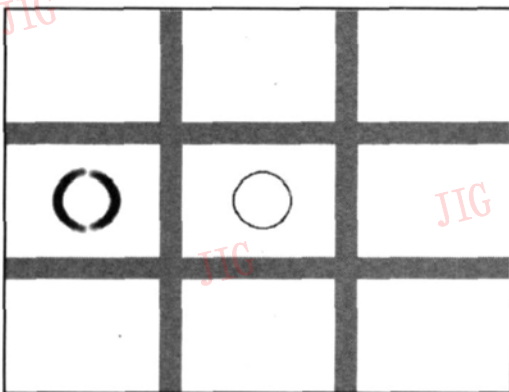
(d) 边界分割最终输出处理结果
(将 Formotion BCS 竞争网络的输出作为
本文模型边界分割处理阶段的输入)



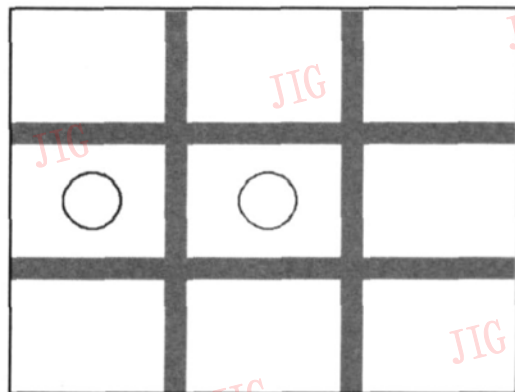
(e) 本文模型暂态网络处理结果



(f) 本文模型短程滤波处理结果



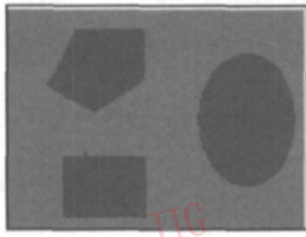
(g) 本文模型竞争网络处理结果



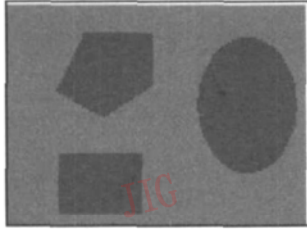
(h) 本文模型边界分割最终输出结果

图 2 单个运动物体仿真结果

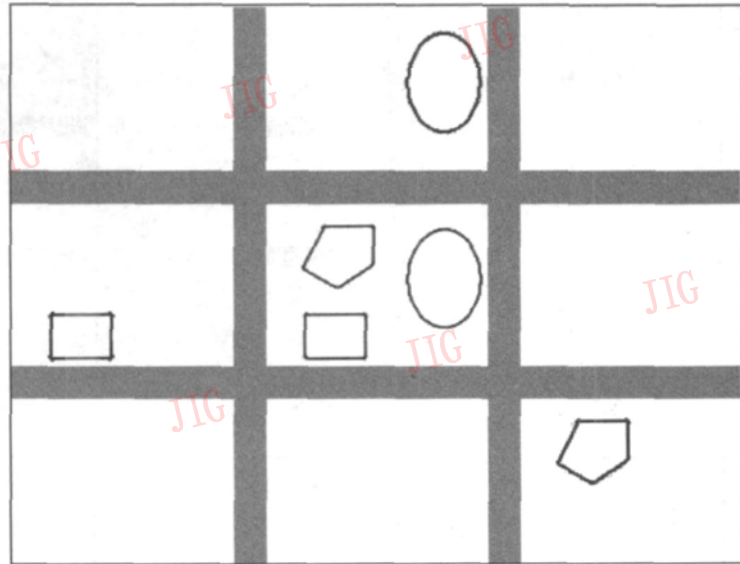
Fig. 2 The simulation result of single moving object



(a) 第 1 帧图像



(b) 第 2 帧图像



(c) 最终输出结果

图 3 多运动物体的仿真结果

Fig 3 The simulation result of three moving objects

5 结 论

由于生物视觉系统在复杂的视觉环境中能毫不费力地处理自然景物图像,这使得人们希望用生物视觉领域的研究成果来指导、启发和促进计算机视觉技术的研究,即用计算机来模拟生物视觉功能。

从实验仿真的结果看,本文提出的模型已经可以正确地将多个物体向不同方向的运动检测出来,并达到了预期目标。由此证明,可以采用生理视觉的原理来检测物体的运动方向,这是一条完全不同于传统计算机视觉的思路和研究途径。其不足的是受真实运动物体图片背景和物体边界分层的影响,目前的模型对于真实运动物体的方向检测效果稍差,下一步的工作是进一步改进模型,消除背景噪声和边界层次的影响,以便较好地进行真实运动物体的方向检测与边界分割。

参考文献 (References)

1 Grossberg S, McLaughlin N P. Cortical dynamics of three-dimensional surface perception: Binocular and halfoccluded scenic images [J]. *Neural Networks*, 1997, **10**(9): 1583~ 1605

2 Grossberg S, Kelly E. Neural dynamics of binocular brightness perception [J]. *Vision Research*, 1999, **39**(22): 3796~ 3816

3 Grossberg S, Mingolla E, Viswanathan L. Neural dynamics of motion integration and segmentation within and across apertures [J]. *Vision Research*, 2001, **41**(19): 2521~ 2553

4 Baloch A A, Grossberg S. A neural model of high-level motion processing: Line motion and formotion dynamics [J]. *Vision Research*, 1997, **37**(21): 3037~ 3059

5 Francis G, Grossberg S. Cortical dynamics of form and motion integration: Persistence, apparent motion, and illusory contours [J]. *Vision Research*, 1996, **36**(1): 149~ 173

6 Clifford C W G, Ibboston M R. Fundamental mechanisms of visual motion detection: Model cells and functions [J]. *Progress in Neurobiology*, 2003, **68**(6): 409~ 437

7 Chey J, Grossberg S, Mingolla E. Neural dynamics of motion processing and speed discrimination [J]. *Vision Research*, 1998, **38**(18): 2769~ 2786

8 Chey J, Grossberg S, Mingolla E. Neural dynamics of motion grouping: From aperture ambiguity to object speed and direction [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1997, **14**(10): 2570~ 2594