

基于 CNNs 电路模型的运动目标检测方法*

张 蕾

(山东胜利职业学院 电气与自动控制工程系, 山东 东营 257097)

摘 要: 针对帧差法和光流法两种运动目标检测方法, 给出了相应的细胞神经网络实现方式。采用不同视频图像序列进行了仿真, 结果证明了所提出方法的有效性。

关键词: CNNs; 运动目标检测; 帧差法; 光流法

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2011)11-0052-04

The methods of moving target detecting based on CNNs circuit model

Zhang Lei

(Department of Electric and Automation Engineering, Shandong Shengli Vocational College, Dongying 257097, China)

Abstract: Aiming at two moving target detecting method, which are the frame differential method and optical flow method, corresponding cellular neural network realization ways was given. Finally, the simulation was given used different video image sequences, and the simulation results prove the effectiveness of the proposed methods.

Key words: CNNs; moving target detecting; frames difference method; optical flow method

运动目标检测是视频图像跟踪与识别系统中的关键技术, 在视频监控、交通流量统计、人机交互、机器人等领域有着广泛的应用。目前常用的方法有帧差法、背景减法、光流法等, 其中帧差法和背景减法适用于摄像机静止时运动目标的检测, 光流法则在摄像机移动时能够得到较好的检测效果。在运动目标检测的各种应用领域中, 对算法的实时性都有着很高的要求, 因此, 如何提高运算速度以满足实时需求是科研人员需要解决的问题。

细胞神经网络 CNNs (Cellular Neural Networks) 是一种具有并行处理能力的网状非线性电路模型^[1], 其基本单元称为细胞。细胞结构简单且细胞之间为局部互联, 因此, 方便超大规模集成电路 (VLSI) 实现, 研制成功的细胞神经网络通用机 (CNN Universal Machine) 已被证明具有图灵机的计算能力^[2]。作为一种面向集成电路实现的神经网络, 细胞神经网络很好地结合了并行计算和并行结构, 具有与人眼视网膜相似的结构, 因此用细胞神经网络来探索视觉计算和实时图像处理有着重要意义。当前细胞神经网络主要用于实时图像处理领域, 在模式识别、仿生眼、自治机器人、信息安全、高级脑功能等研究领域也

得到了成功的应用^[3-5], 并出现了差值控制细胞神经网络、模糊细胞神经网络、多层细胞神经网络、时滞细胞神经网络等多种形式。

本文首先给出了 CNNs 的基本概念并对其稳定性进行了分析, 然后针对运动目标检测常用的帧差法和光流法, 给出了基于细胞神经网络的实现方式, 最后采用不同视频图像序列进行了仿真实验。

1 CNNs 电路模型

细胞神经网络的每个细胞都是具有输入、输出及状态变量的非线性动力学系统。设 c_{ij} 为位于细胞神经网络中第 i 行第 j 列的细胞, 则 c_{ij} 的动力学特性可通过式(1)所示状态方程描述, 其输出特性可通过式(2)描述:

$$c \frac{dx_{ij}(t)}{dt} = -\frac{1}{R} x_{ij}(t) + \sum_{kl \in N} A_{ij,kl} y_{kl}(t) + \sum_{kl \in N} B_{ij,kl} u_{kl}(t) + z_{ij} \quad (1)$$

$$y_{ij}(t) = f(x_{ij}(t)) = 0.5(|x_{ij}(t) + 1| - |x_{ij}(t) - 1|) \quad (2)$$

其中, $|x_{ij}(0)| \leq 1, |u_{ij}| \leq 1$ 为限制条件; N 为细胞 c_{ij} 邻域; $A_{ij,kl}$ 为线性反馈模板, 表示中心细胞 c_{ij} 输出量 $y_{ij}(t)$ 与邻域内细胞 c_{kl} 各输出量 $y_{kl}(t)$ 之间的连接权; $B_{ij,kl}$ 为线性控制模板, 表示中心细胞 c_{ij} 输入量 u_{ij} 与邻域内细胞 c_{kl} 各输入量 u_{kl} 之间的连接权; z_{ij} 为阈值。 $A_{ij,kl}, B_{ij,kl}, z_{ij}$ 统称为细胞神经网络的模板, 若模板对于整个网络全局不变,

* 基金项目: 北京市自然科学基金课题项目 (60951001)

则可以简写为 A 、 B 、 z ，不失一般性，可将 R 、 C 取值进行归一化表示为 $R=C=1$ 。一个细胞的电路模型如图 1 所示。如果用电压作为状态描述量，由状态方程和输出方程可以得到图 1 所示的电路模型。

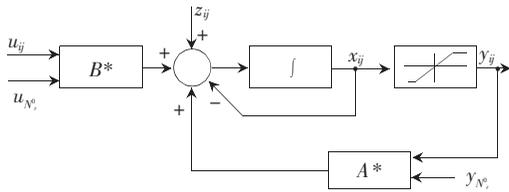


图 1 细胞电路模型

2 CNNs 稳定性分析

CNNs 信息处理的过程是一个将被输入信息按照一定法则映射到输出信息的过程，为得到合理结果需要 CNNs 具有良好的稳定性。参照文献[1]、[6]利用 Lyapunov 判稳方法给出 CNNs 稳定性证明如下：

定理 1 对于任意 $t(t>0)$ ，细胞神经网络中所有细胞的状态变量 $x_{ij}(t)$ 均有界，界值可由下式计算得出：

$$x_{\max} = 1 + |z| + \max_{1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n} \left[\sum_{kl \in N_{ij}} (|A_{ij,kl}| + |B_{ij,kl}|) \right] \quad (3)$$

定义 Lyapunov 函数 $E(t)$ ，并称其为 CNNs 能量的函数，则 $E(t)$ 形式如下式：

$$E(t) = -\frac{1}{2} \sum_{(i,j)} \sum_{(k,l)} A_{ij,kl} y_{ij}(t) y_{kl}(t) + \frac{1}{2R_s} \sum_{(i,j)} y_{ij}(t)^2 - \sum_{(i,j)} \sum_{(k,l)} B_{ij,kl} y_{ij}(t) u_{kl}(t) - \sum_{(i,j)} z y_{ij}(t) \quad (4)$$

定理 2 对于 $m \times n$ 细胞神经网络，其能量函数 $E(t)$ 有界，即 $\max_t |E(t)| \leq E_{\max}$ ，其中：

$$E_{\max} = \frac{1}{2} \sum_{(i,j)} \sum_{(k,l)} |A_{ij,kl}| + \sum_{(i,j)} \sum_{(k,l)} |B_{ij,kl}| + mn(1 + |z|) \quad (5)$$

证明：对于 $m \times n$ 细胞神经网络，有：

$$|E(t)| \leq \frac{1}{2} \sum_{(i,j)} \sum_{(k,l)} |A_{ij,kl}| |y_{ij}(t)| |y_{kl}(t)| + \frac{1}{2} \sum_{(i,j)} y_{ij}(t)^2 + \frac{1}{2} \sum_{(i,j)} \sum_{(k,l)} |B_{ij,kl}| |y_{ij}(t)| |u_{kl}(t)| + \sum_{(i,j)} |z| |y_{ij}(t)| \quad (6)$$

由细胞神经网络输出式(2)与限制条件式可得 $y_{ij}(t)$ 与 u_{ij} 有界，即 $|u_{ij}| \leq 1$ ， $|y_{ij}(t)| \leq 1$ ， $(1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n)$ ，则有：

$$|E(t)| \leq \frac{1}{2} \sum_{(i,j)} \sum_{(k,l)} |A_{ij,kl}| + \sum_{(i,j)} \sum_{(k,l)} |B_{ij,kl}| + mn(|z|) + \frac{mn}{2} \quad (7)$$

则 Lyapunov 函数 $E(t)$ 有界得证，即 $\max_t |E(t)| \leq E_{\max}$ 。

其中：

$$E_{\max} \leq \frac{1}{2} \sum_{(i,j)} \sum_{(k,l)} |A_{ij,kl}| + \sum_{(i,j)} \sum_{(k,l)} |B_{ij,kl}| + mn \left(\frac{1}{2} + |z| \right) \quad (8)$$

同时，根据参考文献[1]，CNNs 能量函数 $E(t)$ 是一个单调递减函数，即： $\frac{dE(t)}{dt} \leq 0$ ，则 CNNs 稳定性得证。

3 基于 CNNs 的帧差运动目标检测方法

帧差法是通过检查相邻帧之间像素强度的变化来判断图像序列中是否有运动物体，设 $u(i, j, n)$ 和 $u(i, j, n+1)$ 为相邻两帧图像，则帧差图像为：

$$D(i, j) = u(i, j, n+1) - u(i, j, n) \quad (9)$$

帧差法运算简单，执行速度快，但却不能够完整地提取运动对象。为获得较好的检测效果，本文给出了一种将帧差法与空间分割方法相结合的检测方法：首先进行帧内分割，将每帧图像分割成多个的对象集合，同时应用帧差法检测出运动的像素；然后根据检测与分割结果，判断运动像素所归属的对象；再利用反向选择算法将所归属对象提取后完成检测。方法流程如图 2 所示。对图像序列作运动检测、处理，其检测效果如图 3 所示。



图 2 算法流程图

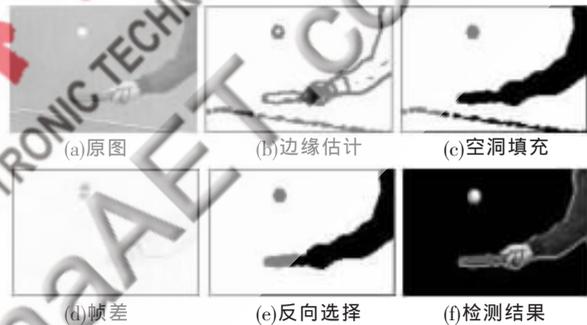


图 3 CNNs 帧差法的处理与检测效果

利用细胞神经网络实现图 2 所示各运算时，帧差运算相应模板设置如下：

$$A=0, B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, z_{ij} = u'_{ij} \quad (10)$$

其中，输入图像为第 n 帧图像， z_{ij} 为第 $n-1$ 帧图像。

“与”运算相应模板设置如下：

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, z \in (-3, 1) \quad (11)$$

阈值化、滤波、空洞填充、边缘估计、反向选择等运算的 CNNs 模板可参考文献[7-8]。

4 基于 CNNs 的光流运动目标检测方法

运动产生出光流，光流是运动信息的一个近似反映。基于光流方法的运动检测采用了运动目标随时间变化的光流特性，通过计算光流并对光流图像分割来检测运动目标。由于光流场中不同的物体会不同的速度，因此，即使在摄像机存在运动的情况下也能检测出独立的运动目标。光流法的缺点是计算方法复杂、运算量大，因此很难应用于实时性要求较高场合。本文应用具有并

行计算能力的细胞神经网络实现光流场的估计。

4.1 连续时间域光流计算描述

细胞神经网络是在连续时间域进行信息处理,因此首先考虑光流计算的连续时间域描述方法。若图像中某像素 m 在时刻 t 的灰度值为 $I(x, y, t)$, 令点 m 的速度为 $V_m=(u, v)$, 则 Horn & Schunck 光流计算模型,其光流矢量通过如下方程组求解:

$$\begin{cases} I_x(I_x u + I_y v + I_t) - \lambda^2 \nabla^2 u = 0 \\ I_y(I_x u + I_y v + I_t) - \lambda^2 \nabla^2 v = 0 \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$ 为拉普拉斯算子,可由式(13)近似求得; I_x, I_y, I_t 各量可按式(14)近似求得。

$$\nabla^2 u = \frac{1}{4}(u_{i+1,j} + u_{i-1,j} + u_{i,j+1} + u_{i,j-1}) - u_{ij} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} I_x &\approx \frac{1}{4}(I_{i,j+1,t} - I_{i,j,t} + I_{i+1,j,t} - I_{i,j,t} + I_{i,j,t+1} - I_{i,j,t} + I_{i,j,t+1} - I_{i,j,t}) \\ &\quad (I_{i+1,j,t+1} - I_{i,j,t+1}) \\ I_y &\approx \frac{1}{4}(I_{i+1,j,t} - I_{i,j,t} + I_{i+1,j+1,t} - I_{i,j+1,t} + I_{i+1,j,t+1} - I_{i,j,t+1} + \\ &\quad I_{i+1,j+1,t+1} - I_{i,j+1,t+1}) \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} I_t &\approx \frac{1}{4}(I_{i,j,t+1} - I_{i,j,t} + I_{i+1,j,t+1} - I_{i+1,j,t} + I_{i,j+1,t+1} - I_{i,j+1,t} + \\ &\quad I_{i+1,j+1,t+1} - I_{i+1,j+1,t}) \end{aligned}$$

若设: $\bar{u}_{ij} = \frac{1}{4}(u_{i-1,j} + u_{i,j-1} + u_{i,j+1} + u_{i+1,j})$, $\bar{v}_{ij} = \frac{1}{4}(v_{i-1,j} + v_{i,j-1} + v_{i,j+1} + v_{i+1,j})$, 则时间连续域的光流场计算形式可由式(15)描述:

$$\begin{cases} \frac{du_{ij}(t)}{dt} = (I_x^2 + \lambda^2)u_{ij} + I_x(I_y v_{ij} + I_t) + \lambda^2 \bar{u}_{ij} \\ \frac{dv_{ij}(t)}{dt} = (I_y^2 + \lambda^2)v_{ij} + I_y(I_x u_{ij} + I_t) - \lambda^2 \bar{v}_{ij} \end{cases} \quad (15)$$

由式(15)可以看出,式中相应运算仅限于局部邻域,因此适合采用细胞神经网络实现。多层细胞神经网络可用于描述不在同一层中的细胞相互之间的作用关系,针对式(15)的两层细胞神经网络结构为:

$$\frac{du_{ij}(t)}{dt} = -u_{ij}(t) + \sum_{kl \in N_x} A_{ij,kl}^1 u_{kl}(t) + \sum_{kl \in N_y} A_{ij,kl}^{12} v_{kl}(t) + z_{ij}^1 \quad (16)$$

$$\frac{dv_{ij}(t)}{dt} = -v_{ij}(t) + \sum_{kl \in N_y} A_{ij,kl}^2 v_{kl}(t) + \sum_{kl \in N_x} A_{ij,kl}^{21} u_{kl}(t) + z_{ij}^2$$

其中, A^{12}, A^{21} 为用于表示两层间交互作用的模板, u 为第一层变量, v 为第二层变量。各模板设定如下:

$$A^1 = \begin{bmatrix} 0 & -\lambda^2/4 & 0 \\ -\lambda^2/4 & I_x^2 + \lambda^2 + 1 & -\lambda^2/4 \\ 0 & -\lambda^2/4 & 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$A^{12} = A^{21} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & I_x I_y & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$A^2 = \begin{bmatrix} 0 & -\lambda^2/4 & 0 \\ -\lambda^2/4 & I_y^2 + \lambda^2 + 1 & -\lambda^2/4 \\ 0 & -\lambda^2/4 & 0 \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$z_{ij}^1 = I_x I_t; z_{ij}^2 = I_y I_t \quad (20)$$

式(14)的求解可用时滞细胞神经网络统一描述。令 τ 等于采样率的倒数,用 x 一致代表 I_x, I_y, I_t , 则计算各量的时滞细胞神经网络状态方程如式(21)所示,状态变量代表不同变量时的相应模板设置可见式(21)~式(24)。

$$\frac{dx_{ij}}{dt} = -x_{ij} + \sum_{kl \in N_x} B_{ij,kl}(t) I_{kl}(t) + \sum_{kl \in N_y} B_{ij,kl}(t+\tau) I_{kl}(t+\tau) \quad (21)$$

$$\text{当 } x = I_x \text{ 时: } B(t) = B(t+\tau) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$\text{当 } x = I_y \text{ 时: } B(t) = B(t+\tau) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & -1 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$\text{当 } x = I_t \text{ 时: } B(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}, B(t+\tau) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & -1 \\ 0 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (24)$$

4.2 仿真试验结果

取 highway 图像序列检验所提出的光流运动检测方法。该图像序列是在摄像机移动条件下拍摄的,序列中几乎不存在静止对象。为得到较好检测效果,在光流计算之后(计算运动矢量幅值),依次采用了滤波、阈值化、空洞填充、边缘检测、杂点取出等一系列运算, CNNs 光流法检测结果如图 4 所示。从仿真试验可以看出,所提出方法能够得到正确检测结果。

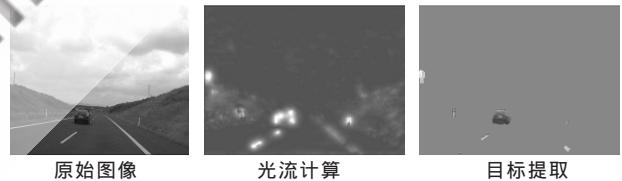


图4 CNNs 光流法检测效果

本文针对常用的运动目标检测方法,探索了细胞神经网络的实现方式,最后采用不同视频图像序列进行了仿真实验,结果证明了所提出方法的有效性。

参考文献

- [1] CHUA L O, YANG L. Cellular neural network: theory[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1988, 35(10): 1257-1272.
- [2] LINAN G, ESPEJO S, DOMINGUEZ C R. ACE4K: an analog I/O 64×64 visual microprocessor chip with 7-bit analog accuracy [J]. International Journal of Circuit Theory and Applications, 2002, 30(1): 89-116.
- [3] BALYA D, ROSKA B, ROSKA T, et al. A CNN framework for modeling parallel processing in a mammalian retina [J]. International Journal of Circuit Theory and

- Applications, 2002, 30(2):363-393.
- [4] ARENA P, BASILE A, FORTUNA L. CNN wave based computation for robot navigation planning[M]. Proceedings of the 2004 International Symposium on Circuits and Systems, 2004:500-503.
- [5] PETRAS I, ROSKA T. Application of direction constrained and bipolar waves for pattern recognition[C]. Proceedings of the 6th IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications, Catania, Italy, 2000:3-8.
- [6] SLAVOVA A. Applications of some mathematical methods in the analysis of cellular neural networks [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2000, 114 (6): 387-404.
- [7] 鞠磊, 郑德玲, 翁贻方. 基于细胞神经网的快速图像分割方法[J]. 北京工商大学学报(自然科学版), 2005, 23(9):32-34, 39.
- [8] 鞠磊, 郑德玲, 张蕾. 基于差值控制细胞神经网络图像滤波器[J]. 北京科技大学学报, 2005, 27(6):375-379.
- (收稿日期: 2011-01-13)

作者简介:

张蕾, 女, 1973年生, 硕士研究生, 讲师, 主要研究方向: 信息处理与信息安全。

