

# 基于脉冲神经网络模型的车辆车型识别<sup>①</sup>

陈浩, 吴庆祥, 王颖, 林梅燕, 蔡荣太

(福建师范大学 物理与光电信息科技学院, 福州 350007)

**摘要:** 准确提取各种运动目标的特征并将它们加以分类识别, 是近年来图像处理和人工智能研究中的热点之一。针对识别运动车辆车型需求, 提出了在利用脉冲神经网络模型对运动车辆进行边缘提取的基础上提取运动目标的不变线矩特征, 再用这些特征训练神经网络对车型进行识别的方法。试验结果表明该模型能准确的提取运动目标的特征, 从而提高分类的效果。在今后的智能监控系统中有广阔的应用前景。

**关键词:** 脉冲神经网络; 线矩; 特征提取; 车型分类

## Identification of Vehicle Types Based on Spiking Neural Network Model

CHEN Hao, WU Qing-Xiang, WANG Ying, LIN Mei-Yan, CAI Rong-Tai

(School of Physics and OptoElectronics Technology, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

**Abstract:** Accurate feature extraction and recognition of moving objects are the hot spots in image processing and artificial intelligence research domains. In order to identify the types of moving vehicles, this paper proposed an identification approach in which edges of the moving vehicle are extracted by a spiking neural network model. The line moment of moving vehicle is used as the features to train a neural network, and then the neural network is used to identify type of the moving vehicle. The results of the simulation show that the approach can accurately extract the features of the moving vehicles so that the accuracy of identification has been improved. This approach shows a promising prospect in the application of intelligent surveillance systems in the future.

**Keywords:** spiking neural networks; line moment; feature extraction; vehicle-type classification

准确的提取运动目标的特征是识别运动目标的前提条件。针对运动目标的特征提取已经提出了很多算法<sup>[1]</sup>。随着近年来人工智能学科快速发展, 对于目标识别的精度要求是越来越高<sup>[2]</sup>。设计出模仿人类的人工智能系统一直是人们追求的目标, 也是对为之努力奋斗的人们的一种挑战。但人脑的神经元电路太过于复杂, 以至于现在的科学技术还不能完全的模拟人脑神经元电路。大多数的生物学发现仅仅提到神经系统中的单个神经元和神经局部电路。由于视觉的输入对于提高视觉系统有着及其重要的作用。要把视觉神经的感受野的仿真结构应用在实际的人工智能系统中, 就必须建立一个基于单个神经元和神经局部电路的结构或者用电路回路建立一个生物系统的模型。本

文利用论文<sup>[3]</sup>的脉冲神经网络提取运动车辆边沿对应的边缘脉冲频率图。再对脉冲频率图提取线矩特征<sup>[4]</sup>, 最后利用这些特征训练 BP 神经网络, 从而能很好的对运动目标进行分类识别, 进而能准确的检测和识别出运动目标。

目前已提出的运动车型识别方法, 从视频拍摄角度来看主要有两大类<sup>[5]</sup>: (1)基于车辆的正俯视图图像, 该类方法不能有效真实的获取重建车辆模型的车长、车高等参数。(2)基于车辆的侧面图像, 此类方法通过提取车辆相应的轮廓和几何尺寸等特征进行识别。这种方法主要有基于视场标定和无视场标定两种方案。基于视场标定的方案与摄像机的安装高度、焦距调节和拍摄角度密切相关, 如果其中一个或多个因素发生

① 基金项目:福建省自然科学基金(2009J05141);福建省教育厅科技计划(JA09040)

收稿时间:2010-07-19;收到修改稿时间:2010-08-31

变化，或者系统应用于另外一个场合，则需要重新标定<sup>[6]</sup>。为了减少标定带来的运算困难以及由于人工测量和标定转换运算带来的误差。本文提出的方法，利用神经网络自适应与学习能力和线矩的不变性属性避免了视场标定的问题。可提高识别精度。

### 1 脉冲神经网络模型

人类的视觉系统可以高效地进行运动检测。神经学科学家们已经发现从简单细胞到那些视网膜和外侧膝状体细胞有各种各样的神经细胞的感受野，并且神经元能够被 Hodgkin 和 Huxley 神经元模型仿真。在感受野和神经元模型的基础上，用于边缘检测的脉冲神经网络如图 1 所示：

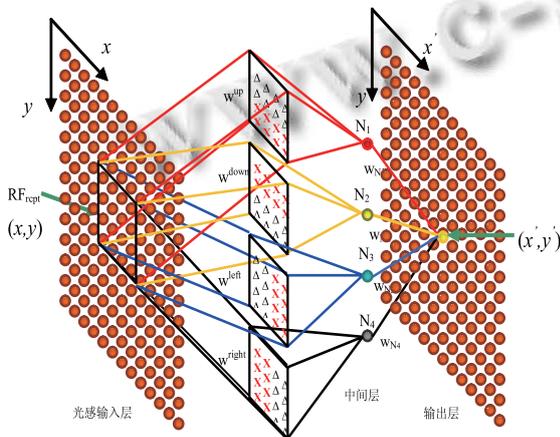


图 1 于边缘检测的脉冲神经网络

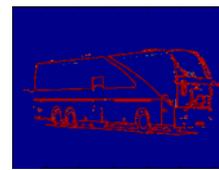
第一层表示光感输入层，所有的像素都对应着一个接受器。第二层也就是中间层，由四种不同的感受野对应着四类不同的神经元组成。‘X’表示兴奋性的突触。‘△’表示的是抑制性的突触。第三层表示输出层，输出层的每一个神经元整合来自中间层的四个相应的输出。输出层的脉冲频率图是对应着相应的输入层的图像的边缘检测。通过文献 4 中的仿真算法就可获得这些脉冲频率，从而得到输入图像边缘的脉冲频率图，如图 2 所示。



(a) 车辆原图



(b) 提取的运动车辆区域图



(c) 边缘脉冲频率图

图 2 车辆图像的边缘脉冲频率图提取

图 2(c)所示即为去除背景后车辆图像边缘脉冲频率图，图 2 (a)为公路上提取的一帧大客车的原始图像，图 2 (b)为采用二值化图像和图像分割后去除背景提取的运动车辆的区域图。

### 2 车辆边缘直线段不变矩

矩和基于矩的特征量在二维图像分析中有着非常重要的作用，如图像的(0,0)阶矩的值是其形状的大小，而其重心、旋转与惯性的主轴和次轴均可直接由其矩来表示。另外，图形的其它特征，如延伸率(elongation)和伸展度(spread)的值也是由矩值计算得来的。因此，我们对车辆边缘的脉冲频率图进行矩特征提取。定义二维图像  $f(i,j)$  的  $(p+q)$  阶原点矩为<sup>[7]</sup>

$$m_{pq} = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J i^p j^q f(i, j) \quad (1)$$

这里  $i=1,2,\dots,I$ ;  $j=1,2,\dots,J$ ,  $I \times J$  是图像的大小。由式(1)可以看出，目标的矩由目标形状的空间区域计算而来，在矩的计算过程中需要对目标的每一个像素进行计算，这使得这一过程的计算量较大，尤其当目标图像较大时，因此这里引入线性矩<sup>[8]</sup>的概念，对于数字边缘图像中的线段  $\lambda$ ，线矩的基本定义为

$$m_{(p,q),\lambda} = \sum_{i=1}^N x_i^p x_i^q \Delta l_i \quad (2)$$

式中， $\Delta l_i = \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2}$ ， $N$  为曲线上的像素个数，中心矩  $\mu_{(p,q),\lambda}$  的定义如下，它具有平移不变性

$$\mu_{(p,q),\lambda} = \int (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q dl \quad (3)$$

式中， $\bar{x} = m_{10} / m_{00}$ ， $\bar{y} = m_{01} / m_{00}$ ，点  $(\bar{x}, \bar{y})$  即为目标的形心位置。

设对车辆边缘图像直线特征的提取得到  $M$  条线段。其中第  $j$  条线段起点为  $\lambda_{j,0}$ ，终点为  $\lambda_{j,N_j}$ ， $N_j$  为第  $j$  条线段上的像素个数，线段  $j$  上两相邻的像素点形成的直线  $\lambda_{j,0} \lambda_{j,N_j}$  的参数方程为 ( $i=1, \dots, N_j$ )

$$x_i(t) = x_i + (x_i - x_{i-1})(t - t_i) / (t_i - t_{i-1}) \quad (4)$$

$$y_i(t) = y_i + (y_i - y_{i-1})(t - t_i) / (t_i - t_{i-1}) \quad (5)$$

这里  $x_i(t), y_i(t)$  是线段上的点,  $\lambda_{j,0}$  起点坐标为  $x_{j0}, y_{j0}$ ,  $\lambda_{j,N_j}$  终点坐标为  $x_{N_j}, y_{N_j}$ 。则此线段的线矩为

$$m_{pq,\lambda} = \int_{\lambda_{j,0}}^{\lambda_{j,N_j}} x_i^p(t) y_i^q(t) \sqrt{x_i'^2(t) + y_i'^2(t)} dt \quad (6)$$

这里  $x_i'(t), y_i'(t)$  表示  $x_i(t), y_i(t)$  对参数  $t$  的导数。设  $L$  为整个图像的所有  $M$  条线段集合。整个图像的线矩为

$$m_{pq,L} = \sum_{j=1}^M \int_{\lambda_{j,0}}^{\lambda_{j,N_j}} x_i^p(t) y_i^q(t) \sqrt{x_i'^2(t) + y_i'^2(t)} dt \quad (7)$$

整个图像的中心线矩  $\mu_{pq,L}$  的定义如下

$$\mu_{pq,L} = \sum_{\lambda=1}^M \int (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q ds \quad (8)$$

式中,  $\bar{x} = m_{10,L} / m_{00,L}$ ,  $\bar{y} = m_{01,L} / m_{00,L}$ , 式

中  $ds = \sqrt{x_i'^2(t) + y_i'^2(t)} dt$ 。经归一化处理后可得具有尺度不变性的不变线矩  $\eta_{(p,q),L}$ :

$$\eta_{(p,q),L} = \mu_{(p,q),L} / \mu_{00,L}^{(p+q+1)} \quad (9)$$

式中  $p+q=2, 3, \dots, \infty$ 。应用 Hu<sup>[9]</sup>于 1962 年首次提出的连续函数矩的定义, 将其七个不变矩中的归一化中心矩相应地换为归一化中心线矩  $\eta_{pq,L}$ , 即可得到相应的七个线矩不变量的表达式:

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (10)$$

$$\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (11)$$

$$\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (12)$$

$$\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (13)$$

$$\phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (14)$$

$$\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{21} + \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) \quad (15)$$

$$\phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (16)$$

### 3 神经网络

本文采用的是由输入层、隐含层和输出层组成的 3 层 BP 神经网络。对于本文来说, 网络输入层的神经元即为提取的车辆特征数。这里是将车辆的 7 个特征量  $\{\phi_1, \phi_2, \phi_3, \phi_4, \phi_5, \phi_6, \phi_7\}$  作为神经网络输入层的输入向量。隐含层神经元数的选取可以参照公式:  $n = \sqrt{n_i + n_o} + \alpha$  ( $n$  表示的是隐含层神经元数,  $n_i$  为输入层神经元数,  $n_o$  为输出层神经元数,  $\alpha$  为 1-10 之间的常数)。因为要识别的车型类别数为 8。所以将输出层的神经元数设为 3, 期望的输出值为: 1 0 0 (三厢轿车), 0 1 0 (两厢轿车), 0 0 1 (商务车), 1 0 1 (大客车), 1 1 1 (中巴车), 1 1 0 (面包车), 0 1 1 (大货车), 0 0 0 (集装箱车)。所以, 我们采用  $7 \times 8 \times 3$  的网络结构, 如图 3 所示:

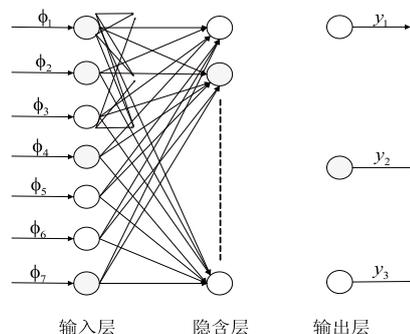


图 3 神经网络结构

采用上述 BP 神经网络对各种车型进行训练和识别。BP 学习算法的基本思想是通过求网络误差函数的极小值来调整权重分布使神经网络收敛于稳定状态。输入层和隐含层之间的激励函数为  $\text{tansig}()$ , 隐含层和输出层之间的激励函数为  $\text{purelin}()$ , 学习算法采用 MATLAB BP 神经网络默认的  $\text{trainlm}$  学习算法。

### 4 实验结果及分析

在 MATLAB7.1 环境下对神经网络进行仿真。利用对每类车提取的 20 个不同的图像, 将其分成十组, 其中 9 组特征值输入到 BP 神经网络进行训练, 1 组特征值用于测试。求出十组交叉验证的平均误差。在网络训练中, 目标误差为 0.001, 最大训练步数 10000, 动量因子 0.9, 如图 4 表示了其中一次训练的收敛情况。

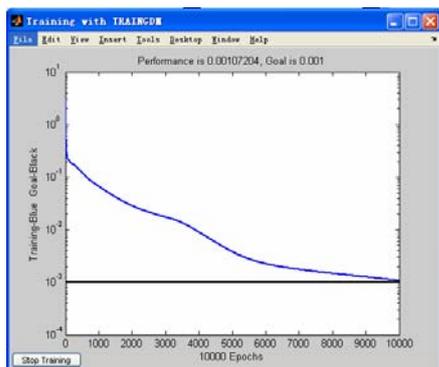


图 4 训练曲线

表 1 为十组交叉测试结果,可以看出对 8 类车辆车型的识别,能达到很好的识别效果。与文献 4 中的采用的特征提取方法进行比较。本文提出的方法获得更高的正确率。

表 1 十组交叉验证对照

车型	典型车型样本数	本文方法十组交叉验证正确率	文献[4]中方法十组交叉验证正确率
三厢轿车	20	98.28%	96.88%
两厢轿车	20	94.55%	92.56%
商务车	20	97.69%	88.29%
大客车	20	98.99%	95.62%
中巴车	20	97.41%	95.35%
面包车	20	96.32%	94.21%
大货车	20	99.14%	97.22%
集装箱车	20	95.20%	85.63%

实验证明该模型算法能准确的提取运动车辆的边缘直线特征。最后,把上述提取的图像特征输入神经网络进行训练,就能很好的得到对车辆车型进行分类和识别。

## 5 结束语

本文讨论了基于脉冲神经网络的车辆车型识别研究。本文提出的模型和算法应用到实际的视频监控系统中如智能交通监控系统、小区智能监控系统中,能很好的起到自动识别运动目标的作用。该模型算法在智能视频监控、电视跟踪测量等领域有着良好的应用前景。

## 参考文献

- 徐建闽,贺敬凯.车型与车牌自动识别技术分析.交通与计算机,2002,20(2):7-12.
- 陈明洁.智能视频监控系统目标检测和跟踪技术分析.电视技术,2008,32(10):85-87.
- Wu QX, McGinnity TM, Maguire LP, Cai J, Valderra ma G. Motion Detection Using Spiking Neural Network Model. Springer-Verlag, LNAI 5227, 2008. 76-83.
- Wu QX, McGinnity TM, Maguire LP, Belatreche A, Glackin B. Edge Detection Based on Spiking Neural Network Model. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, LNAI 468226-34, 2007.
- 葛广英.基于 SVM 的车型检测和识别算法.计算机工程,2007,33(6):6-9.
- 巨永锋,朱辉,潘勇.基于计算机视觉的车流量检测算法.长安大学学报,2004,24(1):92-95.
- 孙即祥,等.模式识别中的特征提取与计算机视觉不变量.国防工业出版社,2001.248-252.
- 杨静,丘江,王岩飞等.线性不变矩及其在图像识别中的应用算法研究.光子学报,2003,32(3):336-339.
- Hu MK. Visual pattern recognition by moment invariants. IEEE Trans. on Information Theory, 1962,8(2):179-187.