

文章编号 1004-924X(2012)12-2751-08

用简化脉冲耦合神经网络实现交通标志图像的类 Euclidean 距离变换类内特征提取

王蒙军^{1,2*}, 阳 路^{1,2}, 王 霞¹, 刘剑飞¹

(1. 河北工业大学 信息工程学院 天津 300401;

2. 河北工业大学-Xilinx 信号检测与处理联合实验室 天津 300401)

摘要: 脉冲耦合神经网络(PCNN)提取的特征序列的旋转不变性降低了道路交通标志类内匹配识别的准确性,为了提取更有利于形状分类的特征向量,本文利用 PCNN 的自动波扩散特性,简化了 PCNN 模型。采用简化 PCNN 模型产生的类 Euclidean 距离图像作为分类特征,利用最小方差值进行匹配分析,并通过实验选取了最佳 PCNN 参数。针对道路交通标志图像库 GB5768-1999 的实验结果表明,采用获得的类 Euclidean 距离图像作为特征向量进行分类匹配,在选定边缘图像的迭代次数 N 为 16,反馈输入固有电势 V_F 为 0.65,动态门限固有电势 V_T 为 100,卷积核矩阵为 5×5 时,最小方差值均出现在对应的标准图像位置。结果表明,简化 PCNN 的类 Euclidean 距离变换能够有效提取二值边缘图像的形状信息。该方法优于传统 PCNN 熵序列的特征向量方法,类内区分效果更加明显。

关键词: 交通标志;脉冲耦合神经网络;自动波扩散;类 Euclidean 距离;特征提取

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20122012.2751

Realization of within-class feature extracting based on Euclidean-like distance transform for traffic signs using simplified PCNN

WANG Meng-jun^{1,2*}, YANG Lu^{1,2}, WANG Xia¹, LIU Jian-fei¹

(1. School of Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China;

2. Joint Laboratory of Xilinx Signal Detection and

Processing, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

* Corresponding author, E-mail: wangmengjun@hebut.edu.cn

Abstract: The recognition accuracy of within class matching traffic signs is dropped because of the rotation invariance in feature sequences extracted by conventional Pulse Coupled Neural Network(PCNN). In order to get a new feature vector with stronger classification ability, the PCNN mode was simplified according to its automatic wave diffusion characteristics. An Euclidean-like distance image was used as the new feature vector, and a match analysis was carried out by the minimum variance. Then, optimal parameters of PCNN were acquired through experiments. The experimental results based on GB5768-1999 traffic signs show that when the Euclidean-like distance transform based on simplified PCNN is used as the feature vector for classification

收稿日期:2012-07-19;修订日期:2012-10-12.

基金项目:河北省高等学校科学技术研究青年基金资助项目(No. 2010121)

matching, the variance of test image corresponding to standard images can achieve the minimum value in acquiring edge image with the number iterations of 16, magnitude adjustments of feeding input of 0.65, magnitude adjustments of dynamic threshold of 100, and convolution kernel matrix in 5×5 . It concludes that the Euclidean-like distance transform based on simplified PCNN can expand the shape information of edge images effectively. It is superior to the feature vector based on entropy sequence, and is fit for the identification of target images in with-in classes.

Key words: traffic sign; Pulse Coupled Neural Network(PCNN); automatic wave diffusion; Euclidean-like distance transform; feature extraction

1 引言

交通标志识别(Traffic Signs Recognition, TSR)是智能交通系统(Intelligent Transportation System, ITS)中的重要环节。识别结果既可以作为提醒司机保障交通安全的信息,也可以作为未来自动驾驶控制系统的引导信息。不管是对同一类别的还是不同类别的道路交通标志进行分类识别,特征提取都是识别过程中的关键技术。交通标志最明显的特征是颜色与形状,文献[1]采用 HSV 模型,文献[2-6]采用 RGB 模型对图像进行预处理即是利用了颜色信息,而文献[1]中采用的方向梯度直方图和文献[5-7]中采用的模板匹配方案利用的则是交通标志的形状信息。

目前虽然有利用脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)对交通标志进行特征提取的研究^[8-9],但是 PCNN 在特征提取方面的应用大多局限于一维特征向量,所得到的特征向量具有旋转不变性、强度不变性、尺度不变性、扭曲不变性,而其中的旋转不变性在应用于道路交通标志识别时反而会成为不利因素,特别是在形状完全相同而指向不同的 2 个标志具有不同指示含义的情况下。为了处理交通标志识别中的这种特殊情况,本文针对 TSR 的识别过程提出一种利用简化 PCNN 提取特征的方法。首先对原始标志图像进行边缘提取,然后利用简化 PCNN 对边缘图像进行处理获得分类用特征图像,该特征类似于对图像进行的 Euclidean 距离变换,实验结果显示该特征适应性较强,对于形状相似、指示方向不同的交通标志能够实现分类识别。

2 脉冲耦合神经网络

脉冲耦合神经网络由于其生物网络特性,在

图像特征提取上有着天然的优势^[10-11],构成 PCNN 单个神经元的模型如图 1 所示:

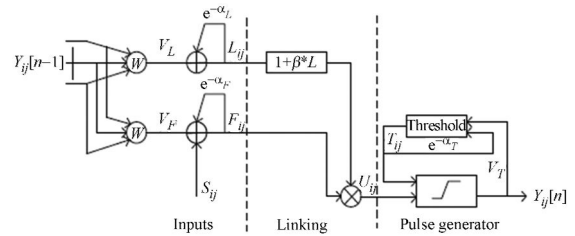


图 1 PCNN 中单个神经元的模型

Fig. 1 Basic PCNN neuron

该模型是对真实神经元的简化与近似,模型的表达式如下:

$$F_{ij}[n] = e^{-\alpha_F} F_{ij}[n-1] + V_F \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{ij}[n-1] + S_{ij}, \quad (1)$$

$$L_{ij}[n] = e^{-\alpha_L} L_{ij}[n-1] + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{ij}[n-1], \quad (2)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]), \quad (3)$$

$$T_{ij}[n] = T_{ij}[n-1]e^{-\alpha_T} + V_T Y_{ij}[n], \quad (4)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1 & U_{ij}[n] > T_{ij}[n] \\ 0 & U_{ij}[n] \leq T_{ij}[n] \end{cases}, \quad (5)$$

其中 S_{ij} 是外部输入刺激信号,一般是图像像素构成的矩阵中第 (i, j) 个像素的灰度值; $F_{ij}[n]$ 是第 (i, j) 个神经元的第 n 次反馈输入; $L_{ij}[n]$ 是线性输入项; $U_{ij}[n]$ 是神经元内部活动项; $T_{ij}[n]$ 是动态门限; $Y_{ij}[n]$ 是 PCNN 输出脉冲。内部连接矩阵 \mathbf{M} 和 \mathbf{W} 中的 M_{ijkl} , W_{ijkl} 分别为 $F_{ij}[n]$, $L_{ij}[n]$ 中 $Y_{ij}[n]$ 的加权系数; β 为突触之间连接强度常数; α_F , α_L , α_T 分别为 $F_{ij}[n]$, $L_{ij}[n]$, $T_{ij}[n]$ 的衰减时间常数; V_F , V_L , V_T 分别为 $F_{ij}[n]$, $L_{ij}[n]$, $T_{ij}[n]$ 中的固有电势。

PCNN 神经元接受反馈输入 $F_{ij}[n]$ 和连接输入 $L_{ij}[n]$, 然后在其内部神经元活动系统形成内

部活动项 $U_{ij}[n]$ 。当 $U_{ij}[n]$ 大于动态门限 $T_{ij}[n]$ 时,PCNN 产生输出时序脉冲序列 $Y_{ij}[n]$ 。

3 熵序列特征提取实验结果分析

采用 PCNN 提取的一维熵序列通常作为道路交通标志图像的特征向量进行分类识别,为与类 Euclidean 距离特征进行对比分析,首先分析熵序列作为特征进行提取后特征向量间方差的对比结果。本文所使用的交通标志均取自于国家标准 GB5768-1999(2 号修改单修订后)《道路交通标志和标线》标准图像库中的图像,图像没有考虑噪声、颜色偏差的影响因素,这里选取了指示标志类中的 29 个道路交通标志进行实验。

标准库中的道路交通标志图像均为彩色图像,利用 PCNN 进行特征提取时,为减少计算量,一般处理的是灰度图像,考虑到道路交通标志图像的颜色分布特点,这里没有直接将 RGB 彩色图像转化为灰度图像,而是通过实验分析了将 RGB 3 个彩色分量和 HSV 模型中 3 个分量分别作为灰度图像输入 PCNN 后所得的熵序列作为特征

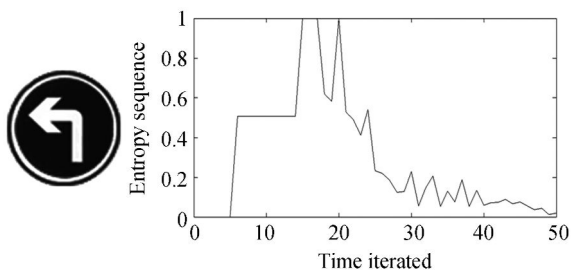


图 2 向左转弯道路交通标志图像及 B 通道下的熵序列

Fig. 2 Turn left signs and its entropy sequence in B color space

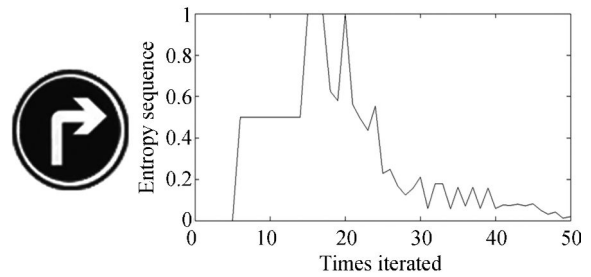


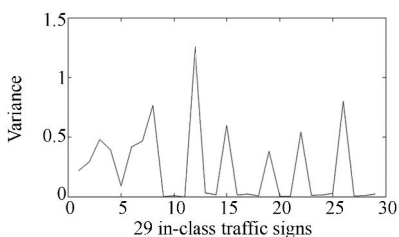
图 3 向右转弯道路交通标志图像及 B 通道下的熵序列

Fig. 3 Turn Right signs and its entropy sequence in B color space

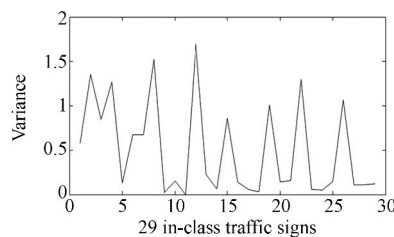
向量的性能,PCNN 网络的参数选取为 $\alpha_L = 1, \alpha_F = 0.1, \alpha_T = 1, V_L = 0.2, V_F = 0.5, V_T = 27, \beta = 0.1$,迭代次数 $N=50$ 。限于篇幅,图 2、图 3 只给出向左转弯和向右转弯 2 个指示标志及其在 B 通道下灰度图像的熵序列,然后给出这 2 个标志在 6 个颜色通道下的类内熵序列方差比较结果。

由图 2、图 3 可知,向左转弯和向右转弯 2 个指示标志的熵序列值基本相似,利用熵序列无法区分。这正是由于 PCNN 一维特征向量提取的局限性使结果具有旋转不变性,这在应用于交通标志识别时成为不利因素。

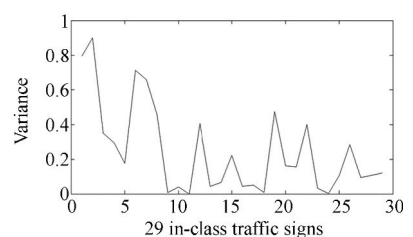
实验还针对指示标志类内的 29 个道路交通图像进行了统计分析,图 4(a)至 4(f)分别为左转指示标志在 R、G、B、H、S、V 通道下与指示标志类内 29 个标志熵序列间方差结果,图 5(a)至 5(f)分别为右转指示标志在 R、G、B、H、S、V 通道下与指示标志类内 29 个标志熵序列间方差结果。



(a)



(b)



(c)

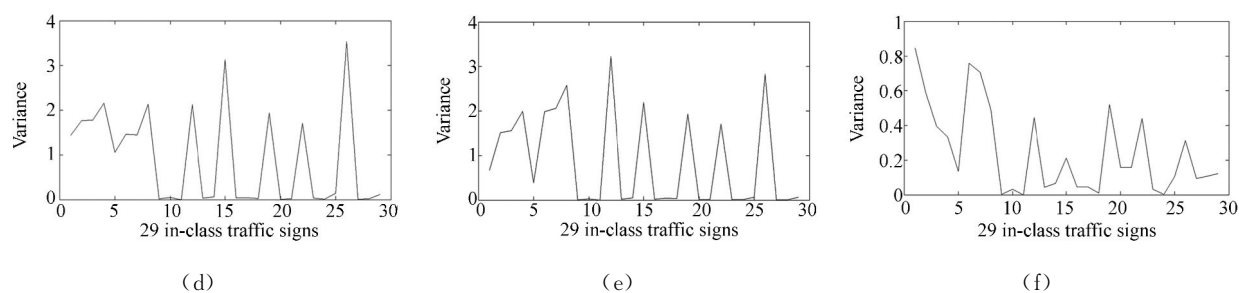


图 4 不同彩色通道下向左转弯标志图像与类内 29 个标志间的熵序列方差值

Fig. 4 Variances of entropy sequence between turn left signs and 29 intra-class directional signs in different color spaces

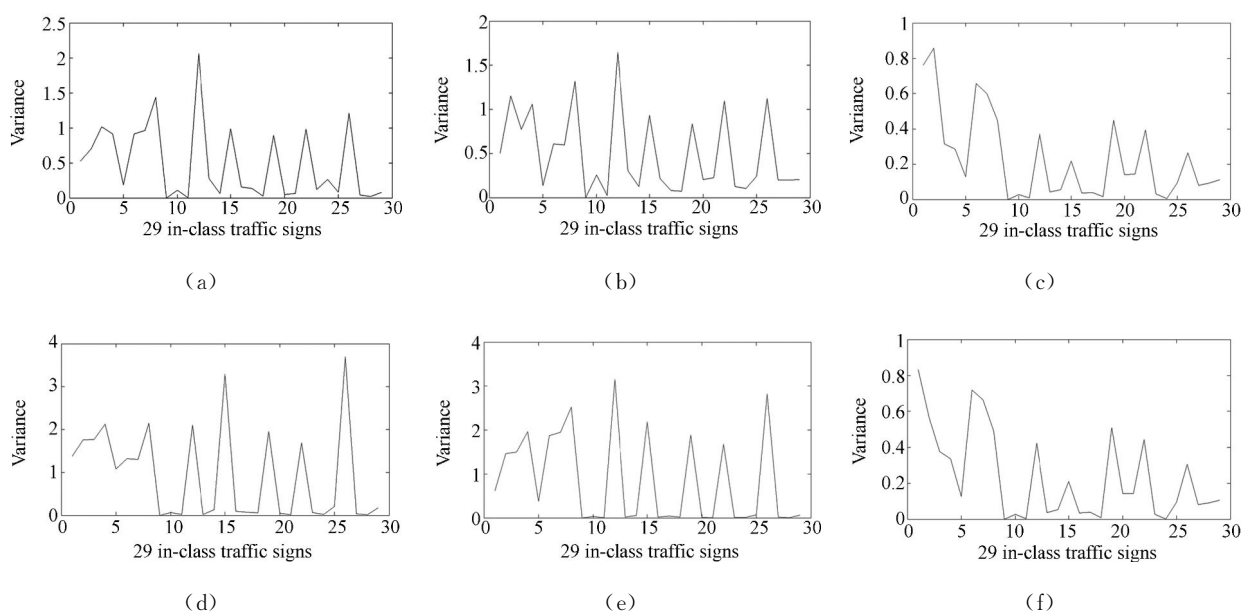


图 5 不同彩色通道下向右转弯标志图像与类内 29 个标志间的熵序列方差值

Fig. 5 Variances of entropy sequence between turn right signs and 29 intra-class directional signs in different color spaces

图 4 和图 5 中横坐标代表 29 个标志,位置 9 代表右转指示标志,位置 11 处代表左转指示标志,纵坐标表示该坐标位置处标志与左转(右转)指示标志熵序列对比方差大小。从图中看出,横坐标位置 9 或位置 11 处都不一定出现方差极小值,而在其它位置处有多个值近似为 0 的极小点,说明单纯利用熵序列无法对左转和右转指示标志进行区分,因为会与类内其它标志混淆,不能作为分类识别的依据。

问题产生的原因在于 PCNN 所提取的时间序列、熵序列仅限于输出的一维序列。以熵序列为例,序列中每个点的值由 PCNN 每次迭代输出的二值图像决定,代表的是每次输出二值图像中

点火的像素点与总像素点之间的比例关系,序列长度等于 PCNN 的迭代次数。Johnson 通过实验证明 PCNN 重复迭代的输出结果是不受实验图像的旋转、放缩、平移影响的周期性信号^[11]。但是对于在指示类交通标志中存在的 2 个标志形状完全相同、指向不同从而指示含义完全不同的情况,旋转、放缩、平移不变性会使得一维序列所提供的信息量仅能够用于区分差别较明显的大类,例如交通标志中禁令标志类与指示标志类。要识别出同类中的每个标志牌,特别是针对形状相同,指向方向不同的标志,就需要一种能够比一维序列提供更多信息的方法。

4 类 Euclidean 距离变换的简化 PCNN

Euclidean 距离变换的概念被广泛应用于图像分析和模式识别领域,是针对二值图像的一种变换。二维空间中的二值图像可认为只包含有目标和背景 2 种像素,像素值分别为 1 和 0。距离变换结果是一幅灰度级图像,图像中每个像素的灰度值为该像素与距其最近的背景像素间的距离,称为距离图像。这样所提取的形状特征具有较高的匹配识别能力^[12-13],但 Euclidean 距离变换计算复杂度较高。

根据 PCNN 网络中所特有的自动波扩散特性,提出一种简化 PCNN 模型来获得类似 Euclidean 距离变换的计算方法。通过对神经元模型做部分修改,删减原始 PCNN 神经元中 L 通道,时间衰减系数也全部删减,脉冲产生部分的判定阈值将不再随迭代次数的增加而衰减,防止了神经元的重复点火。通过调节幅度系数以及卷积核实现每迭代一次推进 1 个像素位置,将此时的迭代次数值赋予这个像素点。此方法要求传播的波阵面每次迭代必须连续,由于波阵面每次迭代推移一个像素点,则输出图像的每个像素点值为迭代次数,这个值所代表的含义就可以理解为距离这个点最近的点火神经元到达它所需要的时间,产生类似 Euclidean 距离变换的效果。

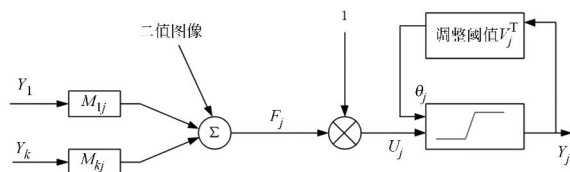


图 6 简化的 PCNN 单个神经元模型
Fig. 6 Simplified module of single PCNN neuron

简化后的神经元模型如图 6 所示,模型的表达式如下:

$$F_j = \sum_k F_{kj} = \sum_k M_{kj} \otimes Y_k(t) + I, \quad (6)$$

$$U_j = F_j, \quad (7)$$

$$\frac{d\theta}{dt} = V_j^T Y_j(t), \quad (8)$$

$$Y_j = Step(U_j - \theta_j). \quad (9)$$

简化 PCNN 模型输入为原始图像的边缘图像,首先将灰度图像经 PCNN 处理后输出二值边缘图像,根据对细节的要求通过调整 PCNN 参数和迭代次数获得对图像灰度差别具有不同敏感程度的边缘图像。PCNN 能够接受任何尺寸的图像输入,算法复杂度取决于模拟波阵面扩散所采用的卷积核大小。

5 类 Euclidean 距离特征提取实验

简化 PCNN 网络需要输入原始图像的二值边缘图像,在特征提取前首先用原始 PCNN 获得交通标志的边缘图像,通过实验,原始 PCNN 参数选取为 $\alpha_L = 1, \alpha_F = 0.1, \alpha_T = 1, V_L = 0.2, V_F = 0.5, V_T = 27, \beta = 0.1$,迭代次数 $N = 16$ 。简化 PCNN 的网络迭代次数取决于输入二值图像像素数的大小,参数选取 $V_U = 0.65, V_T = 100$ 。为与标准欧氏变换更接近,简化 PCNN 卷积核采用 5×5 矩阵 N 为:

$$N = \begin{bmatrix} 0 & 0.2 & 0.25 & 0.2 & 0 \\ 0.2 & 0.5 & 1 & 0.5 & 0.2 \\ 0.25 & 1 & 0 & 1 & 0.25 \\ 0.2 & 0.5 & 1 & 0.5 & 0.2 \\ 0 & 0.2 & 0.25 & 0.2 & 0 \end{bmatrix}.$$

这样的取值方式使二值图像激发的脉冲波更接近于圆形,记录的迭代次数值与标准欧氏距离变换结果更接近。图 7 列出了几种不同类型标志的输出边缘图像以及类欧氏距离变换的结果。



图 7 不同标志的边缘图像及类欧氏距离变换效果
Fig. 7 Edge images and class Euclidean distance transformation of different traffic signs

识别标志时首先需要将待识别图像放缩至与库中图像相同大小,然后进行类欧氏距离变换并将其方差与库中数据作比较。图 8 和图 9 为取两张大小为 257×252 的左转与右转指示标志测试图像并按照上述步骤对指示标志类进行比较的方差结果(特征库中所使用的标志大小均为 67×75):

图中横坐标分别代表指示标志类标准库中的 29 个标志,纵坐标代表的是待识别图像特征与库中图像特征间方差大小。能够明显看出,整个类

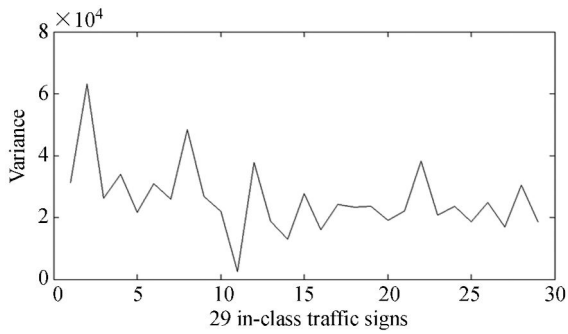


图 8 左转指示标志特征与标准库中比较所得方差
Fig. 8 Variance of recognized turn left sign compared with that in database

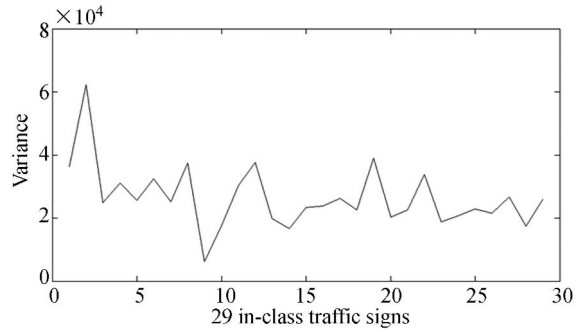


图 9 右转指示标志特征与标准库中比较所得方差
Fig. 9 Variance of recognized Turn Right sign compared with that in database

内仅在横坐标位置 9 处或位置 11 处方差出现极小值,意味着两幅待识别图像的特征分别与库中第 9 个和第 11 个位置处特征方差最小,而第 9 个和第 11 个位置正是库中的左转和右转指示标志,这说明该方法能够明显区分左转和右转标志。

为了验证该方法的有效性,实验还针对其它类内标志图像进行了分类识别效果研究,图 10 中(a)至(f)分别列出了直行,直行和向左转弯,直行和向右转弯,人行横道,靠左侧道路行驶和靠右侧道路行驶这 6 种标志匹配结果的方差值。

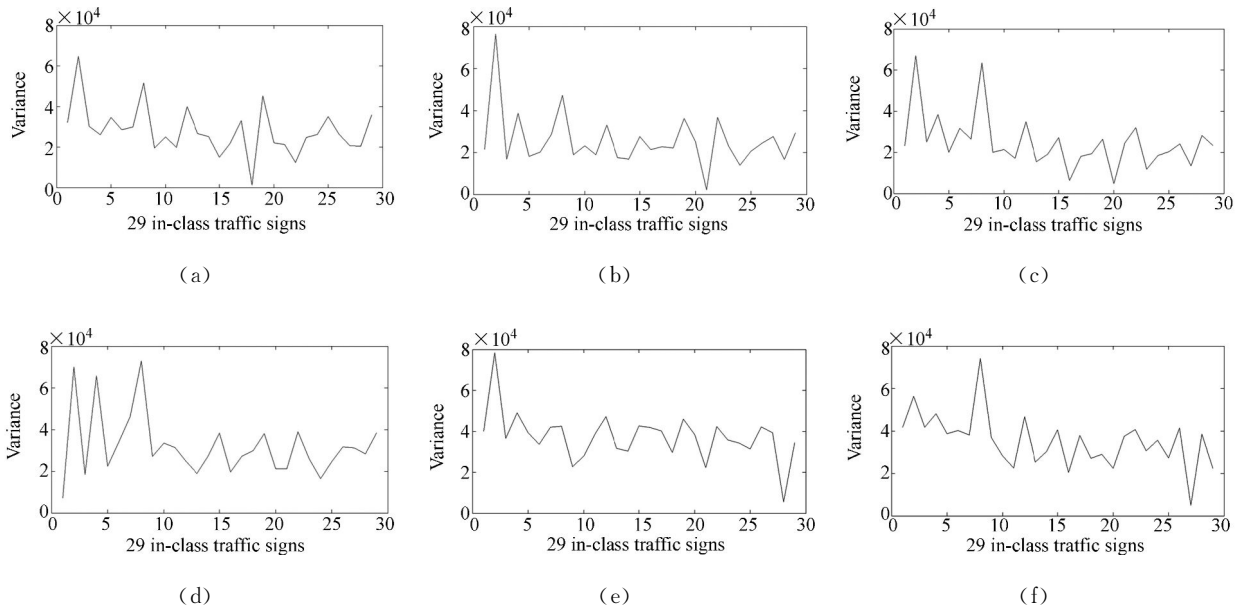


图 10 非类内指示标志特征与库中比较所得方差
Fig. 10 Variances of non-class sign features compared with those in database

从图 10 可以看出,所测试的标志图像与其所对应的标准库中的位置均出现方差的极小值。

6 结 论

为了消除常规 PCNN 在提取图像特征过程中旋转不变性的影响,从而能够区分出同一标志类别中存在的 2 个标志形状完全相同、方向不同具有不同含义的情况。本文利用简化 PCNN 实现了类 Euclidean 距离变换的过程,将简化 PCNN 处理后的结果作为特征,采用方差最小的方法进行识别。针对国家标准 GB5768-1999(2 号修改单修订后)《道路交通标志和标线》指示标志类中的道路交通标志进行了实验。当参数选取为 $V_F=0.65$, $V_T=100$, 卷积核使用 5×5 矩阵时,实验结果显示简化 PCNN 类 Euclidean 距离变换特征适应性较强,匹配过程中相同标志之间

的方差均为最小值,对于形状相似,方向不同的交通标志图像具有较好的识别效果。另外,常规 PCNN 与简化 PCNN 均适合于采用超大规模集成电路(VLSI)方法实现,有利于算法的硬件实现,提高处理过程的实时性。这种方法的运算复杂度与图像像素数、卷积核大小、网络迭代次数成正比。由于利用 PCNN 模型进行 Euclidean 距离变换的方法获得的结果中每点的值代表着迭代运算的次数,只可能为整数,因此精确度会随着待判定目标图像的缩小逐渐降低。由于此方法所提取的信息完全来自于图像的形状,所以在区分不同颜色但形状相似的目标时,这种方法并不能取得很好的结果,此时需要配合其他对颜色特征较敏感的特征提取方法。

参考文献:

- [1] XU Q S, SU J, LIU T T. A detection and recognition method for prohibition traffic signs [C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Image Analysis and Signal Processing, Xiamen, P. R. China: ICIASP, 2010: 583-586.*
- [2] WANG Y P, SHI M P, WU T. A method of fast and robust for traffic sign recognition [C]. *Proceedings of 5th International Conference on Image and Graphics, Xi'an, P. R. China: ICIG, 2009: 891-895.*
- [3] GU Y L, YENDO T, TEHRANI M P, et al.. A new vision system for traffic sign recognition [C]. *Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, San Diego, CA: IVS, 2010: 7-12.*
- [4] 陈洪波,王强,徐晓蓉,等.用改进的 Hough 变换检测交通标志图像的直线特征[J]. *光学精密工程*, 2009,17(5):1111-1118.
CHEN H B, WANG Q, XU X R, et al.. Line detection in traffic sign image based on improved Hough transforms [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009,17(5):1111-1118. (in Chinese)
- [5] TANG J, LIANG X, CHENG F Y, et al.. A method for traffic signs detection, tracking and recognition [C]. *Proceedings of 5th International Conference on Computer Science and Education, Changsha, P. R. China: ICCSE, 2010:189-194.*
- [6] JOSHI M, GINGH M J, DALELA S. Automatic colored traffic sign detection using optoelectronic correlation architectures [C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety, Columbus, OH: ICVES, 2008: 75-78.*
- [7] ANDREY V, JO K H. Automatic detection and recognition of traffic signs using geometric structure analysis [C]. *Proceedings of International Joint Conference on SICE-ICASE, Busan, Korea: ICS-CIE-ICASE, 2006:1451-1456.*
- [8] RUGHOPUTH S D D V, BUOOTUN H, RUGHOPUTH H C S. Pulse coded neural networks for sign recognition for navigation[C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Industrial Technology, Maribor, Slovenia: ICIT, 2003, 1: 89-94.*
- [9] WANG ZH H, TIE Y, LIU Y P. Design and implementation of image fusion system [C]. *Proceedings of International Conference on Computer Application and System Modeling, Taiyuan, P. R. China: ICCASE, 2010,1:140-143.*
- [10] 武治国,王延杰,李桂菊.应用小波变换的自适应脉冲耦合神经网络在图像融合中的应用[J]. *光学精密工程*,2010,18(3): 708-715.
WU ZH G, WANG Y J, LI G J. Application of adaptive PCNN based on wavelet transform to image fusion [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(3):708-715. (in Chinese)
- [11] WANG ZH B, MA Y D, CHENG F Y, et al.. Review of pulse-coupled neural networks [J]. *Im-*

- age and Vision Computing, 2010, 28 (10): 5-13.
- [12] 刘相滨, 邹北骥, 孙家广. 基于边界跟踪的快速欧氏距离变换算法[J]. 计算机学报, 2006, 29(2): 317-323.
- LIU X B, ZOU B J, SUN J G. Fast euclidean distance transform based on contour tracking [J]. Chinese Journal of Computers, 2006, 29(2): 317-323. (in Chinese)
- [13] 陆宗骥, 朱煜. 用带形状校正的腐蚀膨胀实现 Euclidean 距离变换[J]. 中国图像图形学报, 2010, 15(2): 294-300.
- LU Z Q, ZHU Y. Implementation of Euclidean distance transform using erosion and dilation with form correction [J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(2): 294-300. (in Chinese)

作者简介:



王蒙军(1978—),男,河北清苑人,博士,讲师,1999年、2005年于河北工业大学分别获得学士、硕士学位,2008年于天津大学获得博士学位,主要从事机器视觉、光电信息检测与处理、光谱分析方面的研究。E-mail: wangmengjun@hebut.edu.cn



阳路(1988—),男,湖南隆回人,硕士研究生,2010年于吉林大学获得学士学位,主要从事计算机视觉,光电图像处理方面的研究。E-mail: crocoyl@163.com



王霞(1970—),女,河北保定人,博士,教授,硕士生导师,1992年于河北工学院获得学士学位,1996年、2008年于河北工业大学分别获得硕士、博士学位,主要从事计算机视觉,光电图像处理方面的研究。E-mail: wangx@hebut.edu.cn



刘剑飞(1968—),男,河北献县人,博士,教授,硕士生导师,1990年于河北工学院获得学士学位,1999年、2003年于天津大学分别获得硕士、博士学位,2006年于南开大学现代光学研究所博士后出站,主要从事光电信息检测,光纤通信方面的研究。E-mail: jfliu@hebut.edu.cn

● 下期预告

基于近红外漫反射光谱的鸡蛋品质检测研究

刘燕德*, 周延睿, 彭彦颖

(华东交通大学 机电工程学院, 江西南昌 330013)

以不同储存时间的鸡蛋为研究对象,探讨了利用近红外漫反射光谱快速检测鸡蛋品质指标和鸡蛋存储时间的可行性。文章运用偏最小二乘法(partial least squares, PLS)构建了鸡蛋品质指标和存储时间的模型。结果表明,模型经优化后哈夫单位、蛋白 pH 值、蛋形指标和存储时间的模型交互验证决定系数 R^{2cv} 分别为 0.86、0.84、0.26 和 0.92,交互验证均方根误差(root mean square error of cross-validation, RMSECV)分别为 7.52、0.17、0.05 和 1.37。除蛋形指标外,模型具有较好的准确性和预测能力,能够满足鸡蛋品质新鲜度快速无损检测的要求。随着储存时间的变化,除了蛋形指标无变化外,其它各项指标与储存时间都存在较高的相关性,符合新鲜鸡蛋变化趋势。