

基于主元神经网络和 K-均值的道路识别算法

程 洪, 郑南宁, 高振海, 李 青

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 为了提高道路识别算法的鲁棒性和自适应性, 提出了基于局部统计特征和主元分析的道路识别算法. 该方法用广义 Hebb 学习规则训练主元神经网络权值, 然后将局部统计特征和图像像素值输入主元神经网络得到图像特征矢量, 最后用 K-均值分类器对该矢量进行分类, 通过参考区域识别道路. 仿真结果表明, 该算法对于光照变化剧烈和阴影遮挡的道路图片均有较好的识别效果, 以及较好的鲁棒性和自适应性.

关键词: 学习规则; 主元神经网络; K-均值; 道路识别

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2003)08-0812-04

Road Recognition Algorithm Using Principal Component Neural Networks and K-Means

Cheng Hong, Zheng Nanning, Gao Zhenhai, Li Qing

(School of Electronics and Information Engineering, Xi an Jiaotong University, Xi an 710049, China)

Abstract: A new road recognition algorithm based on local statistical features and principal component analysis is introduced to improve its robustness and adaptiveness. The weights of the principal component neural networks are trained with the aid of the algorithm of generalized Hebbian learning rule, and the input vectors of the local spatial features and image pixels value are transformed into feature vectors which are once clustered by K-means classifier, the road surface and un-road surface can be distinguished by the reference area finally. The simulation results confirm the fine robustness and adaptiveness of the newly proposed algorithm, especially, the improved performance to recognize road images affected by illuminant variations or shadows.

Key words: learning rule; principal component neural networks; K-means; road recognition

智能车辆是延伸人类智能的一个重要方面,也是计算机视觉的一个重大应用方向.典型的智能实验车主要有意大利帕尔马大学的 ARGO 系统、美国卡内基-梅隆大学的 NAVLAB 系统、德国慕尼黑联邦国防大学的 VaMP 系统和美国加州伯克利大学的 PATH 系统^[1].视觉系统是智能车辆的关键部分,主要有两大功能:道路识别和障碍物检测.目前,结构化道路识别算法研究相对成熟,世界各国学者现已将研究重点转向非结构化道路的识别,为的是解决乡村道路识别的问题^[1],而光照变化和阴影遮挡情况下的非结构化道路识别是迫切需要解决的问题之一,因此寻找鲁棒和自适应的道路识别算法就

成为各国学者研究的热点.

本文用无监督单层主元神经网络 (Principal Component Neural Networks, PCNN) 对图像数据进行降维,以利于图像特征的有效提取,从而实现非结构化道路信息的提取.传统道路识别算法简单地借用了图像分割算法,它并不能从根本上解决道路识别中光照变化和阴影遮挡等问题.因此,本文将色度与图像的局部统计特征相结合来实现道路识别,并提出了基于局部统计特征和主元分析的道路识别算法,该算法首先用广义 Hebbian 算法 (GHA) 训练主元神经网络,然后将局部统计特征和像素的 RGB 分量作为主元神经网络的原始输入,通过主元神经网络

络得到特征矢量,利用K均值分类器对其进行聚类,最后根据参考区域识别道路。

1 道路识别算法

1.1 主元神经网络

主元分析(Principal Component Analysis, PCA)是统计模式识别中将数据从多维空间映射到低维空间的数据降维的标准方法,该方法通过降维寻找图像数据的主要统计特征,从而达到增强图像有用信息,减少噪声和光照变化的影响。传统主元分析方法是 Karhunen-Loeve 变换(KLT),其基本思想是:通过直接计算数据协方差矩阵来估计数据的特征值和特征向量。这种 KLT 变换计算量大,且暂时没有快速算法,这大大限制了它的应用。PCNN 是一种实现主元分析的单层前馈神经网络,它采用自组织和自学习的方式来发现输入数据的重要特征,该方法是直接计算数据的特征矢量,大大减少了运算量,因此被广泛应用于图像压缩^[2]、颜色减少^[3]、特征聚类

等场合。
定义 输入数据为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$,神经元的输出数据为 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T$,主元神经网络输出神经元是输入数据的线性组合,其结构示意图如图1所示。

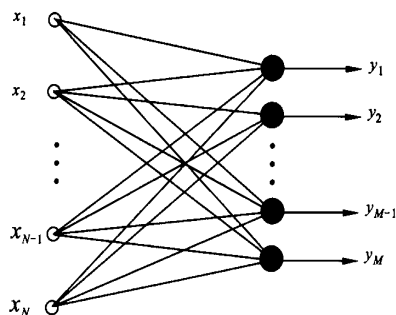


图1 主元神经网络结构示意图

通常网络的输入个数 N 大于输出神经元个数 M ,主元神经网络的权值为

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & \dots & w_{1N} \\ \dots & \dots & \dots \\ w_{M1} & \dots & w_{MN} \end{bmatrix}$$

其中, W 是 PCA 的系数矩阵。经过学习算法训练后, W 以概率 1 逼近协方差矩阵的特征矢量按降序排列,PCA 的输出值是输入矢量在特征矢量空间的投影^[3]。因此,输入和输出之间存在映射关系,即

$$Y = W^T X = X^T W \quad (1)$$

主元神经网络的学习算法是多种多样的,详见

文献[4]。本文用 GHA 学习准则训练主元神经网络,它是一种无监督学习式广义 Hebbian 学习规则。根据这种学习规则,同一突触权值的两边神经元同时兴奋,则连接两个神经元的权值增强,否则权值不变。GHA 是 Sanger 提出的 Hebbian 学习规则的变体^[4],可通过下述关系式来实现,即

$$w_{ji}(n) = y_j(n) \left[x_i(n) - \sum_{k=1}^j w_{ki}(n) y_k(n) \right] \quad (2)$$

式中: η 是控制学习速率的参数; $x_i(n)$ 是第 n 个时刻输入矢量的第 i 个分量; $y_j(n)$ 是第 n 个时刻第 j 个神经元的输出。学习算法的详细步骤参见文献[5]。

1.2 道路识别算法

基于色度信息的道路识别算法仅仅利用色度信息,没有充分利用局部统计特征,因此不能很好地解决非结构化道路识别中阴影遮挡和光照变化的问题。由于受到 Papamarkos 等人工作^[4]的启发,在研究道路识别的过程中将局部统计特征应用于道路识别并取得较好的效果。众多学者的研究表明,图像的色度信息往往受到光照、阴影等影响,使得模式识别前的图像分割结果失去实际意义,而局部统计特征的引入较好地解决了上述问题。主元神经网络的自组织性和自学习性使得本文算法可以根据道路场景变化对主元神经网络的系数进行调整,进而适应不同场景的道路图像。

经过 PCNN 映射可得到特征显著的特征矢量,聚类技术则可以更加有效地进行特征聚类。常用的聚类技术有 Kohonen 提出的自组织映射(Self-Organizing Map, SOM)^[6]、模糊 K 均值和 K 均值等。希腊学者 Papamarkos 教授提出用主元神经网络和自组织映射进行颜色减少,取得了较好的效果^[3]。Kohonen 自组织映射网络,由于受到训练样本数量的影响,所以导致运算量较大。模糊 K 均值分类器将硬分类问题转化为软分类问题,但仍存在运算量增大且没有克服对聚类初值敏感的缺点,其通常的做法是,采用确定性 K 均值的结果作为初值,这无疑又加大了算法的运算量。因此,本文算法的聚类部分采用普通 K 均值法,它是实现动态聚类的有效方法,其算法基础是误差平方和准则,假设 y 是样本, N_i 是第 i 聚类 R_i 中的样本数目, m_i 是聚类 R_i 的样本均值,则误差平方和为

$$S = \sum_{i=1}^M \sum_{x \in R_i} \|x - m_i\|^2 \quad (3)$$

式中: $m_i = 1/N_i \sum_{x \in R_i} x$. 在分类数确定的前提下, K 均值首先对样本进行初始划分, 初始分类方法多种多样^[5]. 对于不同的聚类, SSD 的值会有所变化, SSD 聚类误差平方和最小准则下的结果为最优. 为了提高系统执行速度和算法性能, 采用 Kanungo 提出的高效 K 均值聚类算法, 算法细节详见参考文献[7].

在本算法实现中, 首先用具有各个局部统计特征的采样值对网络进行训练, 得到主元神经网络的权值; 然后对各个像素的 RGB 分量和局部统计特征(包括局部均值和方差)作为 PCNN 的输入, 则输入是一个 5 维的特征矢量. PCNN 输出 1 个 5 维的特征矢量, 利用 K-均值分类器对其进行分类, 分类器结果结合车辆前方的参考区域来识别道路. 算法结构如图 2 所示.

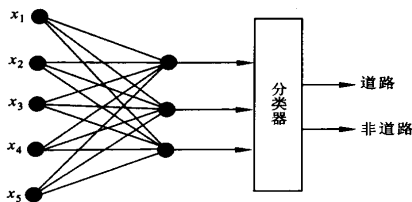


图 2 基于主元神经网络和 K-均值的道路识别算法结构图

基于主元神经网络和 K-均值的道路识别算法步骤如下.

(1) 预处理. 根据图像统计特征和道路的透视投影关系分块, 并计算块的局部数字统计特征值.

(2) 用 GHA 学习规则训练 PCNN, 得到其网络权值.

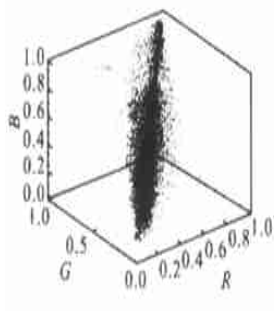
(3) 逐个输入像素图像的 RGB 分量和局部数字统计特征.

(4) 将 PCNN 输出的特征矢量作为 K-均值分类器的输入进行特征聚类.

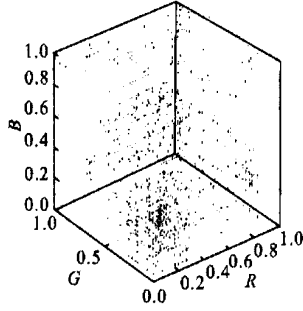
(5) 后续处理. 将聚类结果去掉孤立的噪声点.



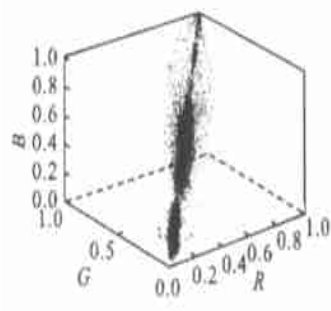
(a) House 原始图像



(b) 原始图像的特征空间



(c) MS 处理后的特征空间



(d) PCNN 处理后的特征空间

R、G、B 分别表示像素的红、绿、蓝分量

图 3 House 图像处理前后特征空间比较

并根据车辆前方的参考区域确定道路.

2 实验结果分析

在 PCNN 训练的学习算法中, 学习速率参数 $= 0.0001$, 利用原始图像采样值训练 PCNN 的权值, 这大大提高了算法的运算速度. 为了验证本算法的有效性, 还进行了两组仿真实验, 第一组实验验证主元神经网络对原始特征重新投影后的特征聚类是否有利. 图 3 是 House 图像变换前后特征空间的比较, 图 3a 是 House 彩色原始图像, 图像尺寸为 256×256 , 图 3b 是 House 原始图像的特征空间, 每个像素的彩色 RGB 分量组成的特征空间分布相对集中, 主轴明显短而粗; 图 3c 是 House 图像的均值移动 (Mean shift, MS) 后的图像的空间; 图 3d 是 House 图像的 RGB 分量作为输入矢量, 经 PCNN 处理后输出的特征矢量的空间分布, 该分布的主轴长而细, 因为原始图像的 RGB 分量经过重新投影后, 数据之间的相关性减少, 特征更加明显, 这有利于后续的数据聚类.

第二组实验是树阴下的非结构化的道路识别. 图 4a 是原始图像, 尺寸为 240×256 . 图 4b 是 MS 算法聚类的结果, 该算法是实现无监督模式分类的鲁棒聚类方法^[8]. 对于“干净”的道路图像, 该算法是一种鲁棒、自主和并行的算法, 但它对于阴影道路图像的聚类结果则增加了图像分析和理解的难度. 从图 4b 可以看出, 树阴下的道路识别效果较差. 图 4c 是用 K-均值实现彩色聚类的结果, 图像中树阴下的道路无法被正确识别, 而且较多的噪声点也影响道路的正确识别. 图 4d 是本文所提算法的识别结果, 这种算法的效果优于单纯 K-均值算法和 MS 算法.

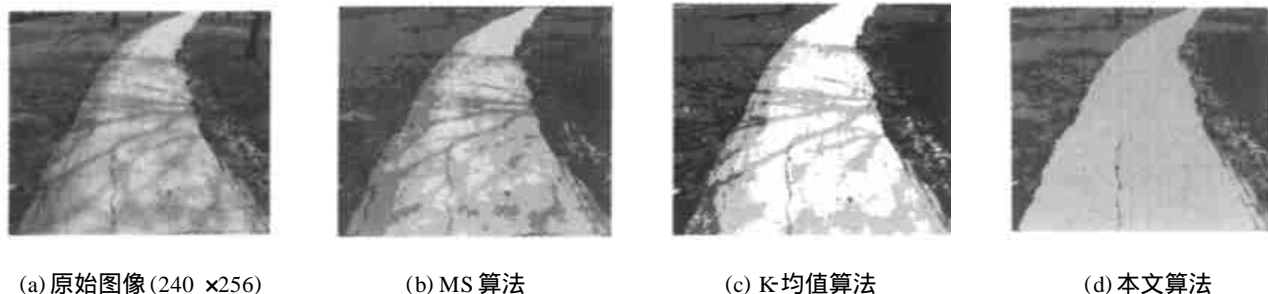


图4 本文算法与其他常用算法在树阴下的非结构化道路识别结果的比较

3 结 论

本文提出的基于主元神经网络和 K 均值的道路识别算法,巧妙地将图像的彩色 RGB 分量和局部统计特征融合在一起,并作为主元神经网络的原始输入矢量映射到特征矢量空间,实现了数据的有效“降维”,达到了减少噪声和不受光照变化影响的目的.同时,将包含在原始数据中的重要特征显现出来,便于后续的 K 均值算法聚类.仿真实验证明,本文算法对于光照变化和阴影遮挡时的道路图像具有较好的识别效果,以及较好的鲁棒性和自适应性.

致谢 感谢美国卡内基-梅隆大学机器人研究所为本文提供了道路图片.

参考文献:

- [1] Desouza G N, Kak A C. Vision for mobile robot navigation: a survey [J]. IEEE Trans on Pattern and Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(2): 237 ~ 267.
- [2] Costa S, Firori S. Image compression using principal component neural networks [J]. Image and Vision Comput-

ing, 2001, 19(9/10): 649 ~ 668.

- [3] Papamarkos N, Atsalakis A E, Strouthopoulos C P. Adaptive color reduction [J]. IEEE Trans on System, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2002, 32(1): 44 ~ 56.
- [4] Sanger T D. Optimal unsupervised learning in a single-layer linear feedforward neural networks [J]. Neural Networks, 1989, 2: 459 ~ 473.
- [5] 边肇祺, 张学工. 模式识别 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2001.
- [6] Haykin S. Neural networks: a comprehensive foundation [M]. New Jersey, USA: Prentice Hall, 2001.
- [7] Kanungo T, Mout D M, Netanyahu N S, et al. An efficient K-means clustering algorithm: analysis and implementation [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 881 ~ 892.
- [8] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Trans on Pattern Recognition and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603 ~ 619.

(编辑 苗 凌)

[文摘预登]

外部传感器超高频 GIS 局部放电检测技术

李 忠, 陈杰华, 胡迪军, 冯允平

(西安交通大学电气工程学院, 710049, 西安)

针对 GIS 同轴结构中局部放电脉冲所激发电磁波的宽频带特征, 设计出一种新型局部放电超高频检测非频变超宽带天线, 用无限巴伦实现天线和传输线之间的阻抗匹配. 由超宽带天线、宽带放大器、数字存储示波器和计算机组成外部传感器超高频局部放电检测系统, 利用该系统对所建立的 GIS 固定微粒局部放电模型进行检测, 并对局部放电源进行定位. 实验结果表明, 设计的天线满足 GIS 局部放电超高频检测要求, 建立的系统可以方便地实现 GIS 局部放电检测和局部放电源的定位.