

文章编号: 1002-0446(2005)03-0247-05

基于主元神经网络的非结构化道路跟踪*

李青, 郑南宁, 马琳, 程洪

(西安交通大学人工智能与机器人研究所, 陕西 西安 710049)

摘要: 在概率的框架内, 基于主元神经网络, 提出了一种新的蒙特卡罗道路跟踪技术, 用于自主陆地车辆
在非结构化道路上的导航. 使用直线道路模型表示道路边缘, 并对其状态利用二阶自回归模型进行预测; 在 HSV
彩色空间将颜色信息和局部空间特征相结合, 利用主元神经网络提取主成分; 根据道路边缘窗的统计特性, 利用
粒子滤波器进行道路状态的估计. 实验结果表明, 该方法能够鲁棒地进行非结构化道路跟踪.

关键词: 主元神经网络; 粒子滤波器; 自主陆地车辆; 非结构化道路跟踪

中图分类号: TP24 **文献标识码:** B

Tracking of Unstructured Road Based on Principal Component Analysis Neural Networks

LI Qing, ZHENG Nan-ning, MA Lin, CHENG Hong

(Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Within a probabilistic framework, based on principal component analysis neural networks, a novel Monte Carlo tracking technique is suggested for autonomous navigation of land vehicles on unstructured roads. The straight road model is used to represent road edges and its status is predicted by the second-order autoregressive model. Color information and local spatial features are combined in the HSV color space in order to obtain principal components by principal component analysis neural networks. The status of the road is estimated by particle filters according to statistical features of road edge windows. Experimental results show that the unstructured road tracking can be robustly realized by the method.

Keywords: principal component analysis neural networks; particle filter; autonomous land vehicle; unstructured road tracking.

1 引言 (Introduction)

由于自主陆地车辆在军事和民用方面的巨大应用潜力, 近年来人们对它的研究越来越感兴趣. 然而建造自主车辆是一项复杂且具有挑战性的工作, 美国国防部在 2004 年 3 月份举办了一项名为“DARPA Grand Challenge”的比赛, 悬赏 100 万美元, 奖励能够在规定的时间内沿规定的路线从洛杉矶出发最先到达拉斯维加斯的自主车辆, 遗憾的是没有一辆能够到达目的地, 以后该项奖金每年递增 100 万美元, 直至 2008 年, 其目的就是加速陆地自主车辆的发展. 实际的道路往往可分为结构化道路和非结构化道路两类, 自主车辆的关键技术之一就是道路跟踪. 结构化道路一般是指高速公路和部分结构化较好的公路, 这类道路具有清晰的车道线和道路边界, 车道线一般为白色或黄色的连续线或短划线. 因此, 在这种情

况下, 道路检测问题可以简化为车道线或道路边界检测问题. 非结构化道路一般指结构化程度较低的道路, 例如城市交通道路、乡村道路等. 由于这类道路没有车道线和清晰的道路边界, 因而这是一项困难的任务: 环境的变化会影响路况, 道路的形状多种多样, 同时车辆也在经历复杂的动态运动. 针对非结构化道路, 研究人员采取了多种不同的方法. 文献 [1~3] 中已经提出了一些成功的算法, 用于非结构化道路的跟踪. 但是这些算法仍然存在一些问题: 难以得到和保持精确的道路模型; 要求复杂的算法以定位和搜寻道路特征; 计算量大.

本文中, 作者基于主元神经网络, 在概率的框架内, 提出了一种新的蒙特卡罗跟踪技术, 用于自主车辆
在非结构化道路上的跟踪. 直线道路模型和粒子滤波器的应用能够跟踪模糊的道路边界; 彩色空间

* 基金项目: 国家自然科学基金优秀创新研究群体资助项目 (60024301).

收稿日期: 2004 - 06 - 08

变换、局部空间特征和主成分分析的使用,有利于该算法适应不同的路况。

本文第二节讨论了道路在图像平面内的状态方程;第三节提出了针对颜色和局部空间特征的道路主元分析方法;第四节描述了结合边缘窗统计特性,使用粒子滤波器进行变量估计的过程;第五节叙述了对乡村道路视频处理的实验结果;第六节给出了结论,并对下一步工作进行了展望。

2 道路模型 (Road model)

如何以适当的参数来简洁地表示道路的形状和位置,并把这组参数定义为一个状态,这对于道路跟踪问题很重要。我们引入一种有效地表示道路状态的方案,将道路跟踪问题变为预测滤波器问题。对于非结构化道路,一般情况下使用两条直线就足以表示道路形状,满足实际应用的需要^[1,2]。

设在 t 时刻有一幅图像,其图像平面坐标系为 (x, y) ,如图 1所示。直线 LB 和 RB 分别表示道路的左边缘和右边缘在图像平面上的透视投影, y_{h1} 固定,

左边缘用 x 坐标 $x_{LL}(t)$ 和 $x_{LH}(t)$ 表示,右边缘用 x 坐标 $x_{RH}(t)$ 和 $x_{RL}(t)$ 表示。虽然这是一个简单的模型,但适合跟踪大多数非结构化道路。将这些变量中的每一个都建模为一个独立的二阶自回归动态系统,把 t 时刻的状态定义为:

$$x_t = (x_{LL}(t), x_{LH}(t), x_{RH}(t), x_{RL}(t)) \quad (1)$$

于是道路在摄像机中成像这一动态系统可以表示为:

$$x_{t+1} = Ax_t + Bx_{t-1} + Cq_t, \quad q_t \sim N(0, \Sigma) \quad (2)$$

定义该系统的矩阵 A 、 B 、 C 和 Σ 未知,它们可以通过启发式方法来确定,可以通过一组已经被正确跟踪的有代表性的序列来学习,也可以用 EM算法进行自适应调整。为简单起见,我们暂时使用 4个独立的特殊动态方程来表示, $A = \text{dia}(2, 2, 2, 2)^T$, $B = \text{dia}(-1, -1, -1, -1)^T$, $C = \text{dia}(1, 1, 1, 1)^T$, 其中 $x_{LL}(t)$ 、 $x_{LH}(t)$ 、 $x_{RH}(t)$ 和 $x_{RL}(t)$ 的标准差分别取为: 1 pixel/frame, 0.5 pixel/frame, 0.5 pixel/frame 和 1 pixel/frame。

图 1 直线道路模型和需要进行主元分析的感兴趣区域

Fig. 1 The straight model of the road and the interesting area in which the principal components are analyzed

3 非结构化道路的主元分析 (Principal component analysis of unstructured road)

主元分析 (PCA, Principal Component Analysis) 是统计模式识别和信号处理中将数据从高维空间映射到低维空间的降维方法。该方法通过寻找图像数据的主要统计特征,即主元向量,来增强图像有用信息,降低噪声和光照变化的影响。PCA将输入特征空间转换为新的空间,以使输入量在特征空间中的区分度最大,也就是提供了一种方式,用一些有效的特征值来表示原始的特征集,并且保留了数据集中大部分固有的信息。

为了减少阴影、亮度等对彩色图像的影响,我们使用了 HSV彩色空间。当亮度分量过大和过小时,色度和饱和度变得不稳定,因此这样的像素没有包含在训练数据集中。本文除使用了图像的颜色外,还

使用了图像的局部空间特征作为输入量。将每个像素的 HSV彩色成分看作是前 3个输入量,将从相邻像素提取出的附加空间特征看作是其余的输入量^[4]。

令 $N(r, c)$ 表示像素 (r, c) 的邻域,通常 $N(r, c)$ 被看作是 3×3 或 5×5 的模板,像素是模板的中心像素。除颜色之外的局部空间特征能够从该邻域内提取出来,这样有助于道路跟踪。也就是说,使用 $N(r, c)$ 的彩色值,得到 f_k , ($k=4, 5, \dots, K+3$) 等图像局部空间特征。对该局部空间特征没有任何限制,但最好采用简单的表达形式,以加快处理速度。

本文使用了单层前向神经网络进行主成分分析,使用通用 Hebbian算法进行训练:如果一条突触的两个神经元同时受到激励,则那条突触的权重有

选择地增加,否则那条突触被削弱和消除.GHA在训练阶段的实现和输出 z 如下所示^[5]:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta z_j(n) f_i(n) - \eta z_j(n) \sum_{k=1}^j w_{ki}(n) z_k(n) \quad (3)$$

$$z_j(n) = \sum_{i=1}^M w_{ji}(n) f_i(n), \quad j = 1, \dots, N$$

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta w_{ji}(n),$$

$$i = 1, \dots, M \quad j = 1, \dots, N$$

$$Z = wF$$

本文中,输入向量为 6 维特征向量 F ,输出向量取作 3 维, w 是 PCA 系数矩阵.为了加快处理速度,仅仅在 HSV 三个颜色分量上各使用了 Prewitt 模板提取垂直边缘,因为对于道路而言,垂直边缘一般比水平边缘明显一些.表达式为:

$$f_{+k}(r, c) = \frac{1}{3} \left| \begin{array}{c} I_k(r+1, c-1) - I_k(r+1, c+1) + I_k(r, c-1) \\ - I_k(r, c+1) + I_k(r-1, c-1) - I_k(r-1, c+1) \end{array} \right| \quad k=1, 2, 3 \quad (4)$$

4 概率跟踪 (Probabilistic tracking)

在视觉跟踪问题中,相对于隐变量而言,观测数据的似然是非线性的,多模的,因此卡尔曼滤波器及其扩展形式在视觉跟踪中的应用受到限制,然而,这种递归可以在序列蒙特卡洛框架内实现.序列蒙特卡洛法在时间序列滤波和视觉跟踪得到应用^[6,7].

4.1 统计模型

对于非结构化道路,道路表面和路边具有不同

的统计特征,或者是颜色方面的,或者是纹理方面的.通过第 3 节的主元分析,可以找出最具有区分度的特征,我们利用这些特征建立统计模型.如图 2 (a)所示,使用一个梯形 ABCD 表示道路边缘的邻域,并定义为边缘窗,直线 EF 将梯形 ABCD 分成两个小梯形 AEF 和 EBCF,线段 AB 和 DC 为常量,点 E 和 F 分别是 AB 和 DC 的中点.主成分的统计特征随 EF 的变化而变化,本文定义统计模型如下:

$$z(r, c) = z_1(r, c) + z_2(r, c) + z_3(r, c), \quad z_1, z_2, z_3 \text{ 为主元神经网络的输出特征} \quad (5)$$

$$s_1 = \frac{1}{N_1 - 1} \sum_{(r,c) \in ABCD} \left| z(r, c) - \frac{1}{N_1} \sum_{(r,c) \in ABCD} z(r, c) \right|^2, \quad N_1 \text{ 为梯形 } ABCD \text{ 内像素的总数}$$

$$s_2 = \frac{1}{N_2 - 1} \sum_{(r,c) \in AEF} \left| z(r, c) - \frac{1}{N_2} \sum_{(r,c) \in AEF} z(r, c) \right|^2, \quad N_2 \text{ 为梯形 } AEF \text{ 内像素的总数}$$

$$s_3 = \frac{1}{N_3 - 1} \sum_{(r,c) \in EBCF} \left| z(r, c) - \frac{1}{N_3} \sum_{(r,c) \in EBCF} z(r, c) \right|^2, \quad N_3 \text{ 为梯形 } EBCF \text{ 内像素的总数}$$

$$s = \frac{s_1}{s_2} + \frac{s_1}{s_3}$$

(a) 直线 EF 恰好是道路的边缘; (b) 梯形 ABCD 在路面上; (c) 梯形 ABCD 位于非路区域; (d) 梯形 ABCD 的一部分位于道路区域,一部分位于非路区域,且 EF 不平行于道路边缘的切线方向

图 2 边缘窗的不同位置

Fig. 2 Different positions of the boundary window

边缘窗在图像内 4 种有代表性的位置可归结如下:

- s_1 大, 但是 s_2 和 s_3 小, 当直线 EF 恰好是道路边缘时, 见图 2 (a);
- s_1, s_2 和 s_3 都小, 当梯形 ABCD 位于道路区域

时, 见图 2 (b);

- s_1, s_2 和 s_3 都小, 当梯形 ABCD 位于非路区域时, 见图 2 (c);

- s_1, s_2 和 s_3 都大, 当梯形 ABCD 的一部分位于道路区域内, 另一部分位于非路区域内, 且 EF 不平

行于道路边缘的切线方向时,见图 2(d).

由此可见直线 EF越接近道路边缘,s的值就越大.对于弯曲的道路边缘,由于透射投影的关系,其成像在图像下部也近似为直线,同样可以利用该方

法进行统计分析.当梯形 ABCD从图 2(b)水平移动到图 2(c)时, s_1 、 s_2 和 s_3 的变化如图 3(a)所示,s的变化如图 3(b)所示;当梯形 ABCD从图 2(a)旋转到图 2(d)时,s的变化如图 3(c)所示.

图 3 (a)当梯形 ABCD从图 2(b)水平移动到图 2(c)时, s_1 、 s_2 和 s_3 的变化
(带 x 的曲线表示 s_1 ,带 o 的曲线表示 s_2 ,带 · 的曲线表示 s_3);

(b)当梯形 ABCD从图 2(b)水平移动到图 2(c)时,s的变化;(c)当梯形 ABCD从图 2(a)旋转到图 2(d)时,s的变化.

Fig. 3 (a) Variation of s_1 , s_2 and s_3 when trapezoid ABCD displacing from Fig. 2(b) to Fig. 2(c) horizontally
(“x” representing s_1 , “o” representing s_2 , and “·” representing s_3);

(b) Variation of s when trapezoid ABCD displacing from Fig. 2(b) to Fig. 2(c);

(c) Variation of s when trapezoid ABCD displacing from Fig. 2(a) to Fig. 2(d).

4.2 使用粒子滤波器进行状态估计

为了估计车辆前方的道路位置和形状,我们选用了粒子滤波器,即 CONDENSATION算法^[6].粒子滤波器最初用于解决干扰背景下曲线的跟踪问题,而这恰恰也是道路跟踪的情况.粒子滤波器是指一种在给定图像的观测值后,对状态空间 $x(t)$ 的概率分布进行估计的一种机制.状态分布由一组粒子对 $\{x, \pi\}$ 来近似,x是状态向量, π 是权重,它反映了该粒子作为系统真实状态表示的合理性.非常重要的一点是:该方法不需要对实际的分布有任何假设,能够表示任意的、多模的分布,特别适用于复杂背景下利用卡尔曼滤波器进行跟踪失效的情况.权值的选取是粒子滤波器能否得到成功应用的一个关键,本文取 $\pi_{i+1}^m = K \exp(\lambda s(t))$ 作为每个粒子的权值,K为归一化常数.这样做的原因是如果直接使用 s 作为权值,则各个粒子之间的区分度较小,不能够对粒子进行有效的选择,故采用指数的形式,并乘以一个大于 1 的常数 $\lambda^{[7]}$.

输入 $x(t)$, 该算法可以归纳如下:

- 初始化当前的粒子集: $\{x_t^m\}$, $m = 1, \dots, M$;
- 预测:对于 $m = 1, \dots, M$,根据二阶自回归方程计算 \hat{x}_{t+1}^m ;
- 赋权值:对于 $m = 1, \dots, M$ 计算各个粒子的权

值;

- 选择:对于 $m = 1, \dots, M$,在 $\{1, \dots, M\}$ 集合上从离散概率 $\{\pi_{i+1}^k\}$ 中采样索引 $\alpha(m)$,并设 $x_{t+1}^m = \hat{x}_{t+1}^{\alpha(m)}$.

4.3 感兴趣区域的确定

从前面的分析可以看出,在进行道路跟踪时,并没有用到图像的所有区域,据此可以减少运算量.根据预测的状态,确定一个感兴趣区域,只对该区域进行主元分析即可.该感兴趣区域(见图 1,以道路的左边缘为例)由下式决定:

$$\begin{aligned}
 x_1 &= \min_{m=1, \dots, M} x_{LL}((t+1)/t) - \frac{w_l}{2} \\
 x_2 &= \max_{m=1, \dots, M} x_{LL}((t+1)/t) + \frac{w_l}{2} \\
 x_3 &= \max_{m=1, \dots, M} x_{LH}((t+1)/t) + \frac{w_h}{2} \\
 x_4 &= \min_{m=1, \dots, M} x_{LH}((t+1)/t) - \frac{w_h}{2}
 \end{aligned} \tag{6}$$

这里 w_h 和 w_l 分别是边缘窗的上、下边长度.

另外,为了进一步减少计算量,可以隔若干帧对 PCA NN进行一次训练,将训练结果用于随后几帧主元的提取.这是因为相邻帧之间在彩色和局部空间特征的分布上相差不大,主元神经网络的权值向量基本相同.整个算法的实现如图 4所示.

Fig. 4 Flow chart of algorithm implementation

5 实验结果 (Experiment results)

在不同的乡村道路上测试了该算法,使用 200 个粒子估计 x_t 状态估计值取粒子集的平均值.粒子滤波器的初始化是手工进行的,部分跟踪结果见图 5.我们无法判断系统的跟踪精度,因为乡村道路的边缘并不像结构化道路那样明确,只有通过视频序列来评估算法的性能.我们发现该算法在很多条件下都能够鲁棒地进行跟踪.尽管直线道路模型不能精确地表示弯曲的道路边缘,但是跟踪仍可以继续,得到的信息对于车辆导航来说足够了.至于直角弯道的跟踪,该方法目前存在一些困难,而其它一些算法同样面临这样的问题^[2].该方法的计算量取决于粒子的多少及边缘窗的大小.

(左侧第二道线表示道路的左边缘,右侧第二道线表示道路的右边缘,左,右第一、三道线之间的区域表示边缘窗)

图 5 跟踪序列中具有代表性的两帧

Fig. 5 Two typical frames of the tracked sequence

6 结论 (Conclusion)

本文提出了一种非结构化道路跟踪方法,道路模型递归预测使得只需要处理图像的一小部分而没有丢失重要的信息.由于使用概率框架下的粒子滤波,当跟踪短时间内失效时,系统能够自动初始化并恢复跟踪.由于直线道路模型所用的参数较少,故对噪声不敏感.因为 PCA NN 提取出彩色图像的主元,故能够适应光照的变化及路面和非路面表面的变化.虽然共有 4 个状态参数需要估计,但是对两条道路边缘的处理是独立的,实际上使用了两个滤波器,每个只需要估计两个参数,运算量不大.如果结合道路宽度的先验知识,则可以利用道路路况较好的一侧来弥补另一侧的跟踪精度.我们下一步的工作是提高它的实时性,并进行更广泛的场地试验.

参考文献 (References)

[1] Turk M A, Morgenthaler D C, Grömban K D, *et al.* VITS: a vision system for autonomous land vehicle navigation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, 10(3):

342 - 361.

- [2] Jeong H, Oh Y, Park J H, *et al.* Vision-based adaptive and recursive tracking of unpaved roads[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(2-3): 73 - 82.
- [3] 程洪,郑南宁,刘铁,等.基于均值移动和特征聚类的道路识别方法[J].模式识别与人工智能, 2002, 15(4): 484 - 488.
- [4] Papamarkos N, Antonis E A, Strouthopoulos C P. Adaptive color reduction[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, 2002, 32(1): 44 - 56.
- [5] Haykin S. Neural networks: A Comprehensive Foundation[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001.
- [6] Isard M, Blake A. Condensation-conditional density propagation for visual tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 29(1): 5 - 28.
- [7] Perez P, Hue C, Vermaak J, *et al.* Color-based probabilistic tracking[A]. Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision [C]. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2002. 661 - 675.

作者简介:

- 李青 (1971-), 男, 博士研究生. 研究领域: 计算机视觉与模式识别.
- 郑南宁 (1952-), 男, 博士, 教授, 博士生导师. 研究领域: 计算机视觉与模式识别, 智能信息处理.
- 马琳 (1975-), 男, 博士研究生. 研究领域: 机器视觉与机器学习.