

# 活动轮廓模型目标跟踪算法综述

董春利<sup>1,2</sup>, 董育宁<sup>1,3</sup>, 王莉<sup>2</sup>

DONG Chun-li<sup>1,2</sup>, DONG Yu-ning<sup>1,3</sup>, WANG Li<sup>2</sup>

1. 南京邮电大学 通信与信息工程学院, 南京 210003

2. 南京交通职业技术学院 信息工程系, 南京 211188

3. 苏州大学 江苏省计算机信息处理技术重点实验室, 江苏 苏州 215006

1. College of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

2. Dept. of Information Engineering, Nanjing College of Transportation Vocational Technology, Nanjing 211188, China

3. Jiangsu Provincial Key Lab of Computer Information Processing Technology, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215006, China

E-mail: Dongcl.my265@yahoo.com.cn

**DONG Chun-li, DONG Yu-ning, WANG Li. Survey of object tracking algorithms based on active contour models. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(34): 208-212.**

**Abstract:** Object tracking is hot topics currently in the fields of computer vision. Firstly, the basic tracking classification are introduced. Secondly, the image division based on active contour models is discussed with emphasis on analyzing the Gradient Vector Flow (GVF) of the parametric active contour models and Chan-Vese model of the geometric active contour models. Finally the present research situation of object tracking algorithms based on particle filter has been analyzed. Additionally, the trends in this fields are discussed.

**Key words:** object tracking; active contour models; particle filter; multiple object tracking

**摘要:** 目标跟踪是当前计算机视觉领域最活跃的研究主题。首先对基本的跟踪类型进行了介绍; 然后讨论了基于活动轮廓模型的图像分割, 重点分析了参数活动轮廓模型的梯度矢量流模型 (Gradient Vector Flow, GVF), 以及几何活动轮廓模型中的模型; 并讨论了基于粒子滤波的目标跟踪算法的研究现状, 最后展望了这一领域未来研究的热点。

**关键词:** 目标跟踪; 活动轮廓模型; 粒子滤波; 多目标跟踪

**DOI:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.34.064 **文章编号:** 1002-8331(2008)34-0208-05 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391.41

## 1 引言

随着图像处理、模式识别和计算机硬件水平的提高, 越来越多的信息通过对图像或视频的分析 and 处理来获得。近年来, 对视频图像的运动目标跟踪方法的研究很多, 尤其在以活动轮廓和智能交通为背景的目标跟踪方面涌现出许多有现实意义的方法<sup>[1-2]</sup>。

目标的轮廓, 也可以认为是目标的形状, 是对目标范围的二值图像表示, 是最基本的有感觉意义的特征之一。轮廓信息具有较鲁棒的不变性, 对光照变化不敏感, 而且目标在运动过程中, 通常能保持一定的形状, 并且在边缘走向上对误差并不敏感。基于活动轮廓的跟踪算法利用封闭的曲线轮廓来表示被跟踪目标, 且该轮廓可以自适应更新以实现对被跟踪目标的连续跟踪<sup>[2-3]</sup>。

活动轮廓模型 (Active Contour Model)<sup>[3-6]</sup> 是图像分割和边界提取的重要工具之一, 它主要包括参数活动轮廓模型和几何活动轮廓模型两类。参数活动轮廓模型表达形式紧凑, 有利于参数活动轮廓模型的快速实时实现。相对于参数活动轮廓模型, 几何活动轮廓模型具有很多的优点, 能够处理曲线的拓扑变化等。近年来, 几何活动轮廓模型在理论和应用方面的研究都有很大的发展, 令人关注。

粒子滤波<sup>[7-9]</sup> 是一种基于贝叶斯原理用粒子概率密度表示的序贯 Monte-Carlo 模拟方法, 适用于传统卡尔曼滤波无法表示的非线性系统, 精度可以逼近最优估计。粒子滤波方法的使用非常灵活, 容易实现, 具有并行结构, 实用性强。基于粒子滤波的目标跟踪算法是目前目标跟踪研究的热点。

本文首先对常用的跟踪类型进行了分类; 然后讨论了基于

**基金项目:** 教育部科学技术研究重点项目 (Significant Term of Science and Technology Research in Ministry of Education, No.205060); 江苏省高校自然科学基金重大项目 (Significant Basic Research of Jiangsu Province Colleges and Universities Natural Science Projects, No. 07 KJA51006); 江苏省计算机信息处理技术重点实验室苏州大学开放基金 (The Soochow University Jiangsu Provincial Key Lab of Computer Information Processing Technology, No.KJS0712); 华为公司科技基金 (Huawei Science and Technology Fund)。

**作者简介:** 董春利 (1964-), 男, 博士生, 副教授, 主要研究方向: 目标跟踪与图像处理等; 董育宁 (1955-), 男, 博士生导师, 教授, 主要研究方向: 图像处理与多媒体通信等。

**收稿日期:** 2008-01-14 **修回日期:** 2008-06-11

活动轮廓模型的图像分割,重点分析了参数活动轮廓模型的梯度矢量流模型(Gradient Vector Flow, GVF),以及几何活动轮廓模型中的 Chan-Vese(C-V)模型;并讨论了基于粒子滤波的目标跟踪算法的研究现状。

下面将重点从基于活动轮廓模型的图像分割和粒子滤波目标跟踪算法入手,回顾近年来国内外的发展现状。

## 2 基本的跟踪类型

大多数目标跟踪算法都遵循一个基本原则,即用空间距离判断两相邻帧中的目标是否为同一目标,进而完成时域上目标的跟踪。空间距离可以是最简单的欧几里德距离,也可以是其它距离标准如 Hausdorff 距离。系统要求实现对运动目标的快速有效跟踪,并且能处理跟踪目标之间的重叠以及目标的暂时消失等情况。目标跟踪类型可分为基于目标模型的跟踪,基于目标区域的跟踪,基于目标特征的跟踪和基于目标轮廓的跟踪。

### 2.1 基于模型的跟踪

这种跟踪为模型法检测目标的后续操作<sup>[10-12]</sup>,这种算法的核心是建立的精细提取已知目标的 3D 模型与待检测图像之间的匹配操作。

3D 模型法一般来说有两种实现方式:一种是直接在运动目标的参数空间(姿态空间)进行搜索,另一种则是在相关空间中进行搜索。3D 模型法的难点之一是如何提出较好的模型来对运动目标进行建模。由于同一类型的目标仍然存在着形状、大小、颜色等的不同,要提出一个 3D 模型来囊括现实中所有这种类型的目标,也是比较困难的。另外,要对目标进行 3D 建模,首先必须抽取出这一类目标所特有的特征(这些特征可能是形状、颜色等外在特征,也有可能是只取其中的某些关键部位在空间上的组合),如何选择这些特征并加以抽取是一大难点。

这类跟踪的优点之一是在确定目标类型和几何模型细节时准确度高。而缺点是对目标模型的过分依赖,而很明显的是不可能为公路上行驶的每种车辆都建立精细的模型。而实际中,基于模型的跟踪由于计算量大,不利于实时处理,只能应用在目标较少的情况下。

### 2.2 基于区域的跟踪

这种跟踪中目标被表示成斑点,或像素连通块,或块区域,连接区域被提取并根据情况被合并或分割。这种算法<sup>[13]</sup>在目标稀少时效果很好,且块区域可以提供丰富的信息如大小、形状和密度等。但其最严重的缺点是区域的合并和分割,存在着不准确性。

### 2.3 基于特征的跟踪

上述跟踪都是将目标作为最小单元进行跟踪,而基于特征的算法则是将目标的特征作为最小跟踪单元<sup>[14-15]</sup>。这种跟踪是对每一目标提取一些特征,如可区别的直线或拐角等。这些特征可以是点、线或者曲线,这些点、线条可能代表了智能交通系统中车辆的保险杠、车窗、车顶棚等,或将这些特征组合来表示一个车辆。这类算法的突出优点是即使存在部分遮挡,一些特征仍是可见的,可以为跟踪过程提供依据。但在检测每个目标的特征时也同样存在目标彼此太接近,无法正确提取的问题。它需要进行特征聚类,即在众多的特征中分析哪些是属于同一目标的。

## 2.4 基于轮廓的跟踪

基于活动轮廓的跟踪是利用封闭的曲线轮廓来表示目标,且该轮廓可以自动更新以实现目标的连续跟踪。目标轮廓模型跟踪算法的主要思想是先初始勾勒出目标的轮廓,并且不断地在后续帧更新轮廓进而达到跟踪的目的<sup>[2-6]</sup>。以目标轮廓为对象的跟踪也很多,这种跟踪其实是基于区域跟踪的一个变形。而基于区域的跟踪在阴影和道路拥挤的情况下其效果会变得很差,因为阴影和目标之间的遮挡都会将本来相邻的多个连通块变为一个,造成漏检和误检。虽然轮廓可以通过简单的边缘检测算法得到,但这些简单的算法往往同时检测出背景中的一些干扰边缘。然而若采用复杂些的边缘检测算法,如自动轮廓获取或参数活动轮廓模型(Snake),可以用专门的处理器进行实时处理。与区域算法相比优点在于计算量低,而缺点是存在初始化困难的问题。它存在和区域法一样的问题,即在阴影和拥塞情况下效果欠佳。近年来,几何活动轮廓模型在理论和应用方面的研究都有很大的发展,下面将详细介绍这方面的应用。

## 3 活动轮廓模型

活动轮廓模型按其轮廓曲线的表达形式不同,可分为参数活动轮廓模型(又称 Snake 模型)和几何活动轮廓模型。参数活动轮廓模型直接以轮廓曲线的参数化形式表达轮廓曲线的运动(变形),这种表达方式允许人们和模型直接交互,并且参数活动轮廓模型表达形式紧凑,有利于参数活动轮廓模型的快速实时实现。然而,参数活动轮廓模型表达难于处理轮廓曲线拓扑结构的变化,比如曲线的合并或分裂等。基于曲线理论和水平集方法的几何活动轮廓模型能很自然地处理轮廓曲线拓扑结构的变化,将轮廓曲线间接地表达为水平集函数的零水平集的形式,轮廓曲线的参数化仅仅是在几何活动轮廓模型演化后用于显示。不过,尽管两种方法表达形式不同,它们所遵循的轮廓曲线运动的原则是相似的。

### 3.1 参数活动轮廓模型

将参数活动轮廓模型<sup>[3-4]</sup>的轮廓曲线想象为一条具有弹性的橡皮曲线,轮廓曲线的能量由内部能量和外部能量两部分组成。内部能量描述轮廓曲线的平滑性,它使得轮廓曲线伸缩、弯曲;外部能量是基于图像数据定义的,并在图像中目标的边界达到最小值。最小化内部能量和外部能量,使轮廓曲线沿能量降低方向运动。参数活动轮廓模型(Snake)轮廓曲线  $C$  可定义为  $X(s)=(x(s), y(s))$  的集合,其中  $X(s)$  是轮廓曲线  $C$  上的二维坐标点,  $s$  为归一化的弧长,取值为  $0 \leq s \leq 1$ 。轮廓曲线  $C$  的能量  $E(C)$  由式(1)给出:

$$E(C) = E_{int} + E_{ext} \quad (1)$$

其中  $E_{int}$  为内部能量,  $E_{ext}$  为外部能量。最小化能量时产生内力  $F_{int}$  和外力  $F_{ext}$ , 式(1)实际上是一个力平衡方程:

$$F_{int} + F_{ext} = 0 \quad (2)$$

内力  $F_{int}$  控制轮廓曲线的伸展和弯曲,试图收缩轮廓曲线,并保持轮廓曲线不被过度弯曲;而外力  $F_{ext}$  引导轮廓曲线朝着图像中目标的边界运动。

参数活动轮廓模型已广泛应用于图像分割领域,其算法的主要原理可追溯至 20 世纪 70 年代初。但是,只在 Kass<sup>[3]</sup>创造性地提出活动轮廓模型之后才得到了广泛应用,目前对参数活动轮廓模型的研究方向主要分为 4 类:第一类对能量函数使用各种计算方法,如有限元方法、神经网络和动态规划等;第二类

对外力的研究,构造新的外部能量函数,提出改进的 Snake 模型。如 Cohen 提出的气球力模型、Xu 提出的梯度矢量流模型(GVF)<sup>[4]</sup>等;第三类是提出新的轮廓曲线模型,如基于 B-样条的 Snake 模型;第四类对其他问题如迭代终止标准等的研究。对 Snake 模型的研究关键是对第二类问题外力的研究,构造新的外部能量函数  $E_{ext}$ , 扩大 Snake 模型的捕获区以解决对初始轮廓曲线位置敏感问题,实现图像目标的自动分割。

在参数活动轮廓模型中,梯度矢量流模型(Gradient Vector Flow, GVF)是近年来研究的热点。在基本 Snake 离散模型中,设活动轮廓曲线蛇点为  $v_i=(x_i, y_i)$ ,  $1 \leq i \leq N$ ,  $N$  为蛇点数。则以  $v_i$  为变量的能量函数表示为:

$$E_{snake} = \sum_{i=1}^N (E_{int}(v_i) + E_{ext}(v_i)) \quad (3)$$

其中内部能量为:

$$E_{int}(v_i) = (\alpha_i |d - |v_i - v_{i-1}||^2 + \beta_i |v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2) / 2 \quad (4)$$

式中  $\alpha_i, \beta_i$  为权值,  $d$  是各蛇点间的平均距离, 内部能量由弹性能量和刚性能量组成, 通过最小化内部能量可以平滑轮廓, 并使轮廓上各点的分布尽可能均匀。外部能量函数的形式有多种, 采用 GVF 能量可以克服基本 Snake 模型捕获范围小的问题。GVF 为矢量场  $W(x, y) = [W_1(x, y), W_2(x, y)]$ , 其分量通过极小化如下能量泛函得到:

$$\varepsilon = \int \int \mu (W_{1x}^2 + W_{1y}^2 + W_{2x}^2 + W_{2y}^2) + |\nabla f| |W - \nabla f|^2 dx dy \quad (5)$$

其中  $(x, y)$  为像素点坐标,  $\nabla f$  为  $(x, y)$  处梯度,  $\mu$  为权值。考虑靠近物体边界的情况: 在临近物体边界的情况下,  $\nabla f$  会很大。所以, 当初始轮廓接近物体边界时, 如果想最小化这个区域的  $\varepsilon$ , 应设定  $W \approx \nabla f$ , 以满足 Snakes 性能的需要。当远离物体边缘时,  $\nabla f \rightarrow 0$ 。公式(5)的积分中第二项趋于零。只保留括号内的第一项, 该项是  $\nabla f$  的展开式。最小化这项产生了一个很小变化场, 逐渐向物体边界收敛。这样产生了一个所有的力均匀收敛到物体边界的场。保证了无论初始轮廓距离物体边界多远, 都能快速收敛到物体的边界上。

通过变分法及多次迭代式可得到的  $W(x, y)$  稳定解。此时, 外部能量的形式为:

$$E_{ext}(v_i) = -\theta_i |W(x_i, y_i)|^2 \quad (6)$$

式中  $\theta_i$  为权值,  $W(x_i, y_i)$  为  $W(x, y)$  稳定解在蛇点  $v_i$  处的取值。通过最小化外部能量, 可以将 Snake 吸引到目标的边缘。

参数活动轮廓模型的缺点是不容易处理拓扑结构的变化。对于结构较为复杂的图像, 需要活动轮廓模型能自动改变拓扑结构, 以适应分割多个子区域的需要, 而参数活动轮廓模型却很难满足这种需求, 尽管近年来出现了可以改变拓扑结构的参数活动轮廓模型, 然而处理过程也非常复杂。

### 3.2 几何活动轮廓模型

几何活动轮廓模型由 Casellos 和 Malladi 等分别独立提出<sup>[16-17]</sup>, 可以认为是 Snake 模型的扩展, 不同于 Snake 模型之处在于这种模型的轮廓曲线运动(变形)过程是基于轮廓曲线的几何度量参数(法线方向矢量, 曲率等)。这样, 轮廓曲线运动过程就独立于轮廓曲线的参数, 因此可以自动处理拓扑结构的变化。几何活动轮廓模型的轮廓曲线运动的基本方程如下:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = V(k, I)N \quad (7)$$

式中  $V(k, I)$  是与图像  $I(x, y)$  的灰度值以及轮廓曲线曲率  $k$  有关的速度,  $N$  是轮廓曲线的单位法线方向矢量。式(10)的物理

意义是: 轮廓曲线  $C$  以速度  $V$  沿着轮廓曲线的法线方向运动。轮廓曲线曲率  $k$  的作用类似于参数活动轮廓模型中的内力, 即在轮廓曲线运动中保持轮廓曲线  $C$  的平滑性, 与图像相关的速度项相当于参数活动轮廓模型中的外力。

式(7)可以用水平集形式来表达。水平集方法(Level Set Method)最初 Osher 和 Sethian 提出<sup>[18]</sup>, 用于解决基于热力学方程下火苗外形的变化过程。由于火苗外形的高动态性和拓扑结构变化的随意性, 基于参数活动轮廓模型的轮廓曲线来描述火苗的变化显得非常费力。水平集方法的特点就是通过一个高维函数曲面来表达低维的轮廓曲线, 即将轮廓曲线表达为高维函数曲面的零水平集的间接表达形式(水平集函数为零值时所有点的集合), 并将轮廓曲线的运动方程转化为高维水平集函数的偏微分方程, 式(7)对应于下式:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = V(k, I) |\nabla \phi| \quad (8)$$

式中  $\phi(x, y, t)$  为水平集函数,  $\frac{\partial \phi}{\partial t}$  为水平集函数  $\phi(x, y, t)$  对时间求偏微分,  $V(k, I)$  是与图像  $I(x, y)$  的灰度值以及轮廓曲线曲率  $k$  有关的速度,  $\nabla$  为梯度算子。

Mumform-Shah(M-S)模型<sup>[19]</sup>是近年来为人们广为研究的一种较好的图像分割模型。该模型的泛函包含了对图像区域和边界的描述。通过泛函的优化, 可以获得图像的特征边界及全局区域的划分。如果将 M-S 模型整合到曲线演化中, 必将提高曲线演化模型分割图像的能力。

M-S 模型的数学描述如下: 设  $u(x, y)$  为定义于区域  $\Omega$  上的图像函数,  $C$  为当前的图像边界, 将图像分割成若干个同质区域, 得到分割图像, 则 M-S 模型的目的就是寻找正确的光滑的图像边界  $C_0$ , 使得到的分割图像  $u_0(x, y)$  和原图像  $u(x, y)$  之间的误差比所有其它边界分割出来的图像的误差都要最小, 即最小化如下能量方程:

$$(C_0, \mu_0)^{MS} = \arg \min F^{MS}(\mu_0, C) \\ F^{MS}(\mu_0, C) = \mu \text{Length}(C) + \lambda \int_{\Omega} |\mu - \mu_0|^2 dx dy + \int_{\Omega/C} |\nabla \mu_0|^2 dx dy \quad (9)$$

上式中,  $\text{Length}(C)$  表示边界曲线  $C$  的一维 Hausdorff 测度,  $u$  为已知含噪声图像,  $u_0$  是分割处理后图像。当  $F^{MS}(\mu_0, C)$  最小时, 所得边界  $C_0$  将图像划分为若干个平滑区域, 并且保留了尖锐的边界  $C_0$ 。

虽然 M-S 泛函可以通过一些方法进行逼近, 但得到的结果都比较复杂, 计算量大, 不能很好地应用到实际中去。Chan 和 Vese 提出了一种简化的 M-S 分割模型 Chan-Vese(C-V)模型<sup>[20-21]</sup>, 该模型假设图像中每个同质区域的灰度值是常数, 也即对于区域  $R_i \subset \Omega/C$ , 有  $u(R_i) = c_j$ ,  $c_j$  是常数, 则最小化能量函数  $F^{MS}$  的目的, 就是寻找最优分割  $C_0$ , 使得分割图像和原图像之间的差异最小。

$$u(R_i) = \begin{cases} C_a, & \text{if } R_i \in \text{inside } C \\ C_b, & \text{if } R_i \in \text{outside } C \end{cases} \quad (10)$$

据此, Chan 和 Vese 提出了如下的图像分割能量函数:

$$F(C, c_a, c_b) = \mu L(C) + v_0 S_0(C) + \lambda_a \int_{\text{inside}(C)} |\mu - c_a|^2 dx dy + \lambda_b \int_{\text{outside}(C)} |\mu - c_b|^2 dx dy \quad (11)$$

式中, $L(C)$ 是闭合轮廓线 $C$ 的长度; $S_0(C)$ 是 $C$ 的内部区域面积; $\mu, \nu \geq 0, \lambda_a, \lambda_b > 0$ 是各个能量项权重系数; $F$ 的前两项是平滑项。最终分割轮廓线 $C$ 的位置以及未知数 $c_a, c_b$ 经上式得到,即:

$$(C^0, c_a^0, c_b^0) = \arg \min_{C, c_a, c_b} F(C^0, c_a^0, c_b^0) \quad (12)$$

由于上面的模型利用了图像的全图信息,因此通过最优化能量函数式(12)可以得到全局最优的图像分割结果。

几何活动轮廓模型可用于解决多目标分割问题。2004年Chan等人提出了多水平集的方法,该方法在确定目标种类数 $N$ 之后,采用 $n$ 个水平集函数相互约束地进行分割,其中 $N \leq 2^n$ ,由于要解多水平集方程,该方法计算量大。2004年杨莉等<sup>[22]</sup>提出先做区域划分,将多目标分割问题简化为两目标分割问题,先用小波检测图像中目标边界,再将包含此边界点集合的最小矩形,向外扩展一定范围作为一子区域;然后再运用几何活动轮廓模型中的C-V模型在子区域上实行图像分割,该方法不足之处是做区域划分时需人工干预向外扩展。

## 4 基于粒子滤波的目标跟踪算法

### 4.1 粒子滤波

基于粒子滤波<sup>[7-9]</sup>的跟踪算法是一种基于贝叶斯原理用粒子概率密度表示的序贯 Monte-Carlo 模拟方法,适用于能用状态空间模型表示的非线性系统。贝叶斯滤波原理的实质是试图用所有已知信息来构造系统状态变量的后验概率密度,即用系统状态转移模型预测状态的先验概率密度,再使用最近的观测值进行修正,得到后验概率密度。这样,通过观测数据 $z_{1:k}$ 来递推计算状态 $x_k$ 取不同值时的置信度 $p(x_k|z_{1:k})$ ,由此获得状态的最优估计。根据 Monte-Carlo 理论,当粒子的数目足够多时,这组具有权值的粒子就能完全地描述后验概率分布,此时,粒子滤波就是最优的贝叶斯估计。

令 $x_k$ 表示到 $k$ 时刻的所有目标状态, $z_{1:k}$ 是到 $k$ 时刻为止所有的观测值。假设已经得到 $k-1$ 时刻目标状态后验概率的近似分布 $\{x_{k-1}^i, \omega_{k-1}^i\}_{i=1}^{N_i}$ ,其中 $N_i$ 为粒子数。那么,就可以进行加权得到 $k-1$ 时刻目标状态的估计值。新的粒子由适当的重要采样函数产生,此函数依赖于目标状态和观测数据,新的粒子权值更新为

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k|x_k^i)p(x_k^i|x_{k-1}^i)}{q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k)} \quad (13)$$

从而得到新的一组带有权值的粒子来近似逼近后验概率密度 $p(x_k|z_{1:k})$ 。重要采样函数 $q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^i|x_{k-1}^i)$ 。

粒子滤波算法的总体流程如下:

$$[(x_k^i, \tilde{\omega}_k^i)] = PF[x_{k-1}^i, \tilde{\omega}_{k-1}^i, z_k]$$

(1) 采样 $x_k^i \sim q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k), i=1, \dots, N_i$ ;

(2) 计算重要性权值 $\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k|x_k^i)p(x_k^i|x_{k-1}^i)}{q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k)}$ ,对 $\omega_k^i$ 归

一化处理得到 $\tilde{\omega}_k^i$ ,更新粒子权值,计算 $\hat{N}_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\tilde{\omega}_k^i)^2}$ ;

(3) 如果 $\hat{N}_{eff} < N_{th}$ ,对 $\{x_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_i}$ 进行重采样。

### 4.2 基于粒子滤波的目标跟踪算法

基于粒子滤波的跟踪算法很好地解决了非高斯非线性观测下的目标跟踪问题,但是存在计算量大和粒子退化问题,并且运动模型是固定的,使得在遮挡情况下由于跟踪不稳定而预测误差增大,从而可能丢失目标<sup>[23]</sup>。

文献[24-26]使用基于粒子滤波和水平集的方法分割几何活动轮廓模型的运动目标,在复杂环境下跟踪变形目标,取得了较好的效果。但该算法存在算法复杂,计算量大等缺点。

近年来,利用粒子滤波算法较好解决了遮挡等问题<sup>[27]</sup>。基于目标颜色特征的自适应粒子滤波算法,在非遮挡情况下,根据运动预测的准确程度自适应选择粒子数量和运动模型中高斯噪声的方差,保证跟踪的实时性和粒子的有效性;在遮挡情况下,改变目标的运动模型,使粒子只做布朗运动,并且各粒子经均值漂移迭代算法进行优化,从而可以减少粒子数量以及更快恢复正确的跟踪。该算法具有较强的鲁棒性,能较好实现复杂场景下的目标跟踪。

多目标跟踪算法是现代交通研究的热点和难点,数据关联是多目标跟踪至关重要的问题。最简单的数据关联方法如最近邻(NN)方法<sup>[28]</sup>,该方法又称为最近邻标准滤波器,只使用对任意给定状态的空间最近观察来执行测量更新步骤。在跟踪统计距离的所有观察数最小情况下,该方法也能得到全局最优解。另一种多目标跟踪关联方法是联合概率数据关联(JPDA)<sup>[29]</sup>,通过测度目标概率的所有关联假设之和来估计目标状态。联合概率数据关联(JPDA)是20世纪80年代Bar-shalom等人在仅适于单目标跟踪的概率数据关联算法(PDA)的基础上发展起来的可以同时多个目标进行跟踪处理的一种新的数据关联技术。此外,最一般的数据关联方法还有如多假设跟踪(MHT),该方法计算每个可能的更新假设,计算量巨大。文献[28]给出了联合概率数据关联(JPDA)和多假设跟踪(MHT)方法的比较。

文献[30-33]将基于联合概率数据关联(JPDA)的数据关联技术嵌入到粒子滤波器用于视频序列的多目标跟踪,取得了较好的效果。其优点是计算复杂度低,可以处理部分遮挡和目标从短时消失中重现。

文献[24-26]使用基于粒子滤波和水平集的方法分割几何活动轮廓模型的运动目标,在复杂环境下跟踪多目标,虽然取得了一定效果,但对多目标跟踪问题没有给出较好地解决方法。而结合粒子滤波目标跟踪算法和活动轮廓模型,对多目标进行跟踪,这方面的研究成果还不是很多,现有的成果也不能达到实用的要求。此外,结合数据关联的多目标跟踪仍是现代交通研究的难点。

## 5 结束语

基于活动轮廓模型的目标跟踪算法与传统跟踪算法相比有其明显的优势,已经成为计算机视觉中一个重要的研究领域。同以前的研究相比,基于活动轮廓模型的目标跟踪算法应用的技术涵盖了人工智能、模糊数学、粒子滤波等领域的最新成果,日益达到实用性的要求,近年来在智能交通系统中得到了越来越广泛的应用。

活动轮廓模型是图像分割和边界提取的重要工具之一,随着粒子滤波技术的应用,基于活动轮廓模型的目标跟踪算法在目标跟踪中已取得了新的进展,并日益成为研究者关注的热点。

实时性、准确性和鲁棒性是视频跟踪系统的重要指标,但视频跟踪技术在这几方面每前进一步都是非常困难的。视频跟踪系统的难点仍在于目标的阴影以及目标在道路场景中的相互遮挡。

多目标跟踪仍是现代交通研究的热点和难点,数据关联是多目标跟踪至关重要的问题。将活动轮廓模型嵌入到粒子滤波器用于视频序列的多目标跟踪,已经取得了一定的效果。未来这一领域的发展仍主要围绕上述难点问题的解决而展开,将来的视频跟踪系统会朝着更智能化、傻瓜化、和更多目标的跟踪方向发展。

## 参考文献:

- [1] Chateau T, Lapreste J T. Real time tracking with occlusion and illumination variations[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, ICPR 2004, 2004, 4: 763-766.
- [2] Kim W, Hong S, Lee J. An active contour model using image flow for tracking a moving object[C]//Proceedings of the 1999 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems IEEE, 1999, 1: 216-221.
- [3] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models[C]//Proceedings of the 1st International Conference on Computer Vision. [S.l.]: IEEE Computer Society Press, 1987: 259-268.
- [4] Xu C, Prince J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow[J]. IEEE Trans Image Processing, 1998, 7: 359-369.
- [5] Yezzi A, Kichenassamy S, Olver P, et al. A geometric snake models for segmentation of medical imagery[J]. IEEE Trans Medical Imaging, 1997, 16: 199-209.
- [6] Paragios N, Deriche R. Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects[J]. IEEE Trans on Pattern Anal and Mach Intell, 2000, 22(3): 266-280.
- [7] Isard M, Blake A. Condensation-conditional density propagation for visual tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 29(1): 5-28.
- [8] Zhou S K, Chellappa R, Moghaddam B. Visual tracking and recognition using appearance adaptive models in particle filters[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2004, 13(11): 1491-1506.
- [9] Arulampalam M, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [10] Paragios N, Deriche R. Geodesic active regions: a new paradigm to deal with frame partition problems in computer vision[J]. Visual Commun Image, Represent, 2005, 13(3): 249-268.
- [11] Magee D. Tracking multiple vehicles using foreground, background and motion models[J]. Image Vis Comput, 2004, 22(2): 143-155.
- [12] Kamio S, Sakauchi M. Illumination invariant and occlusion robust vehicle tracking by spatiotemporal MRF model[C]//Proc 9th World Congress on ITS, Chicago, 2002.
- [13] Satchell C. Applications of computer vision to road-traffic monitoring[D]. Department of Computer Science, University of Bristol, 1997-09.
- [14] Kai She, Bebis G, GuHai-song, et al. Vehicle tracking using online fusion of color and shape features[C]//The 7th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 2004: 731-736.
- [15] Taj J C, Tseng S T. Real-time image tracking for automatic traffic monitoring and enforcement applications visual tracking[J]. Image and Vision Computing, 2000, 22(6): 640-649.
- [16] Caselles V, Catta F, Coll T, et al. A geometric model for active contours in image processing [C]//Numerische Mathematik, 1993, 66: 1-31.
- [17] Malladi R, Sethian J A, Vemuri B C. Shape modeling with front propagation: a level set approach[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17: 158-175.
- [18] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations[J]. J Computational Physics, 1988, 79: 12-49.
- [19] Mumford D, Shah J. Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. Comm Pure Appl Math, 1989, 42: 577-685.
- [20] Chan T F, Vese L. Active contours without edges[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2001, 2(10): 266-277.
- [21] 杨新, 李俊. 图像偏微分方程的原理与应用[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2003.
- [22] 杨莉, 杨新. 基于区域划分的曲线演化多目标分割[J]. 计算机学报, 2004, 27(3): 421-425.
- [23] Shan Can-feng, Wen Yu-cheng, Tan Tie-niu. Real-time hand tracking by combining particle filtering and mean shift[C]//Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Seoul, Korea: IEEE Computer Society, 2004: 669-674.
- [24] Rath Y, Viswani N, Tannenbaum A. A generic framework for tracking using particle filter with dynamic shape prior[J]. IEEE Trans Image Processing, 2007.
- [25] Vaswani N, Rath Y, Yezzi A, et al. PF-MT (Particle Filter with Mode Tracker) for tracking contour deformations [J]. Submitted to Tran Image Processing, 2006.
- [26] Rath Y, Vaswani N, Tannenbaum A, et al. Tracking deforming objects using particle filtering for geometric active contours[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(8): 1470-1475.
- [27] 常发亮, 马丽, 刘增晓, 等. 复杂环境下基于自适应粒子滤波器的目标跟踪[J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2150-2153.
- [28] Bar-shalom Y, Li X R. Multi-target multi-sensor tracking: principles and techniques[M]. Storrs, CT: YBS Publishing, 1995.
- [29] Rago C, Willett P, Streit R. A comparison of the JPDAF and PMHT tracking algorithms[J]. Proc of the ICASSP, 1995, 5: 3571-3574.
- [30] Schultz D, Burgard W, Fox D, et al. Tracking multiple moving targets with a mobile robot using particle filters and statistical data association[C]//IEEE International Conf on Robotics and Automation, 2001.
- [31] Vermaak J, Godsill S J, Perez P. Monte Carlo filtering for multi-target tracking and data association[J]. IEEE Trans Aerospace and Systems, 2005, 41(1): 309-332.
- [32] Herman S M. A particle filtering approach to joint passive radar tracking and target classification[D]. Urbana-Champaign: University of Illinois, 2002.
- [33] Jaward M, Mihaylova L, Canagarajah N, et al. Multiple object tracking using particle filters[C]//Proceedings of the IEEE Aerospace Conference, March 2006.