

# 基于双特征粒子滤波的驾驶员脸部跟踪

## Driver's Face Tracking Based on Particle Filter of Double Features

肖念堃 张修如 (中南大学 信息科学与工程学院 计算机应用系 湖南 长沙 410000)

**摘要:** 用单一特征跟踪目标时,有时会出现目标跟踪失败或准确性不高的情况。融合了轮廓特征与 Gabor 小波特征,并在粒子滤波的框架下,提出了一种有效的视频图像双特征参数融合的人脸跟踪方法。实验结果表明,该方法能够在可变光照及脸部旋转变化的情况下,当一特征失去对脸部特征的有效跟踪时,另一特征也会有效的跟踪到目标,从而实现比只利用单一特征目标跟踪的方法更稳定可靠的目标跟踪。

**关键词:** Gabor 小波特征 轮廓特征 粒子滤波

### 1 引言

从我国的历年统计数字看,每年发生的道路交通事故居高不下,造成了不可估量的经济损失及大量的人员伤亡。驾驶疲劳、酒后驾车是导致交通事故的重要原因<sup>[1,2]</sup>。驾驶员的脸部状态直观地反映了其疲劳状态,故对驾驶员脸部进行实时准确跟踪及判断至为关键。

目前的研究则主要集中在通过计算机视觉的方法结合人脸的面部表征疲劳状态的表情来分析判别驾驶员是否处于疲劳状态<sup>[1,2]</sup>,也即包括图像处理和疲劳度计算两大部分。本文重在研究第一部分。目前有对能处理遮挡情况的轮廓跟踪方法进行研究的<sup>[3]</sup>,也有对基于小波特征的跟踪方法进行研究的<sup>[4,5]</sup>。轮廓是跟踪目标的底层特征,而小波特征属于跟踪目标的高层特征,若结合两种特征进行跟踪,也即综合了两种特征对光照变化,噪声,几何变形不敏感的优点,本文正是从这点出发,提出一种基于轮廓和 Gabor 小波特征参数合理融合的粒子滤波跟踪方法。

### 2 活动轮廓模型及轮廓特征提取

#### 2.1 活动轮廓模型

活动轮廓模型也称 Snake 模型<sup>[6]</sup>,该模型的策略是首先建立一个连续光滑的闭合轮廓曲线,并将此曲线设置在感兴趣的目标轮廓附近,在某种图像力场的作用下将此轮廓曲线定位到图像中具有较大梯度值的区域,轮廓曲线的最终位置即是对模型相关能量函数最小化的结果。其能量函数可以表示为下面的形式:

$$E(c) = \int_0^1 \alpha(s) |c'(s)|^2 ds + \int_0^1 \beta(s) |c''(s)|^2 ds + \int_0^1 E_{ext}(c(s)) ds \quad (1)$$

其中  $c(s) = (x(s), y(s))$  为轮廓曲线的参数方程,为归一化的曲线长度参数,  $\alpha(s)$ ,  $\beta(s)$  分别为轮廓曲线的弹性系数和刚性系数,  $E_{ext} = E_{image} + E_{con}$ ,  $E_{image}$  是图像能,  $E_{con}$  是外部能。Snake 模型可使图像数据、初值估计、目标轮廓特征及先验知识约束条件都集成在一个特征提取的过程中,能自主地收敛到能量极小值状态。

#### 2.2 轮廓特征提取

对图像进行轮廓特征提取时,先给定跟踪目标的初始轮廓线(见实验结果图 1(a)),采用著名的贪婪算法<sup>[7]</sup>,将初始轮廓线进行离散化,再离散后得到的一系列控制点(实际图像中的像素点),通过贪婪算法对控制点进行实际轮廓逼近。设  $min$  和  $max$  表示像素点  $(x_i, y_i)$  邻近区域的梯度最小和最大值,  $grt$  表示点  $(x_i, y_i)$  的图像梯度,则点  $(x_i, y_i)$  处的真实强度可表示为  $(min - grt) / (max - min)$ ,若  $max - min$  小于给定阈值  $a$ ,则将  $min$  设为  $max - a$ 。从而避免在较小区域内有很大的外部能量变化。此时模型总能量可由(1)转化为如下形式表示:

$$E = \sum_{i=0}^N [E_{int}(c_i) + E_{ext}(c_i)] \quad (2)$$

其中  $c_i$  为离散化后的控制点,外部能  $E_{ext} = \gamma_i (\frac{min - grt}{max - min})$ ,是为了更好地控制外部能而设的一个新参数。内部能的表达式可表示为:

$$E_{int}(ci) = \frac{1}{2} (\alpha_i |c_i - c_{i-1}|^2 + \beta_i |c_{i-1} - 2c_i + c_{i+1}|^2)$$

由(2)式计算  $(x_i, y_i)$  邻近区域内各像素点的能量值,

再标准化能量值,找到  $(x_i, y_i)$  邻近区域内能量最小的像素点,然后  $(x_i, y_i)$  将更新为找到的能量最小像素点的位置,按照上述步骤依次处理每一个控制点。将通过贪婪算法进行逼近后的一系列新的实际轮廓线控制点作为轮廓特征粒子。

### 3 Gabor 小波理论及 Gabor 特征提取

#### 3.1 Gabor 小波理论

Gabor 函数是由椭圆形的高斯函数和复平面波的乘积组成,在频率域和空间域同时具有很好地局部性能<sup>[8]</sup>,并有明显的方向选择和频率选择特征。使用下式形式的 Gabor 函数定义:

$$g_{k,\sigma}(x,y) = \frac{k^2}{\sigma^2} \exp(-\frac{k^2}{2\sigma^2}x^2) [\exp(ikx) - \exp(-\frac{\sigma^2}{2})] \quad (3)$$

其中  $k$  为特征小波向量,  $\sigma$  为尺度因子,  $\exp(-\frac{\sigma^2}{2})$  是为了抵消图像的直流成分,从而使滤波器对光照不敏感。可以看出(3)式是一个复函数,若直接对图像用此函数卷积进行 Gabor 变换,将耗费大量的时间,为此这里将复函数展开后取其虚部函数形式如下:

$$g_{k,\sigma,\omega} = \frac{k_v^2}{\sigma^2} \exp(-\frac{k_v^2}{2\sigma^2}x^2) \sin(k_v x \cos\omega + k_v y \sin\omega) \quad (4)$$

其中  $\omega$  为旋转角度,  $k_v$  为调制频率。

#### 3.2 Gabor 小波特征提取

提取小波特征时,针对式(4)要选择适当的参数  $\sigma$ 、 $k_v$  和  $\omega$  来获得一组最能代表目标特征的特征向量,来作为后续粒子滤波跟踪的特征粒子。通过分析,本文中拟取  $\sigma = 4, 8, k_v = \frac{1}{2}, \frac{3}{2}, \frac{5}{2}, \omega = 0, \frac{\pi}{6}, \frac{2}{6}, \dots, \frac{5}{6}$ , 共获得 36 个滤波器。再将 Gabor 滤波器与首帧视频图像分别进行快速傅立叶变换后点点相乘,然后进行逆快速傅立叶变换,再作卷积操作如下:  $G_{\omega,k,\sigma}(x,y) = I(x,y) * g_{\omega,k,\sigma}(x,y)$ 。这比直接进行卷积要有效快捷。将卷积后获得的结果图像特征向量作为后续用于滤波跟踪的 Gabor 小波特征粒子。每个向量都具备边缘方向属性和纹理方向属性。特征向量的表示为:

$$fv(x,y) = (fv^1(x,y), \dots, fv^i(x,y), \dots, fv^{36}(x,y))^T; \quad (5)$$

$$fv^i(x,y) = |G_{\omega,k,\sigma}(x,y)|$$

### 4 双特征粒子滤波跟踪

粒子滤波器其基本原理即传播带有权值的样本集(粒子集)使其状态的概率密度有条件地接近观测值,它的有效性表现在适用于解决非线性和非高斯的滤波问题<sup>[9,10]</sup>。

在粒子滤波的框架下,融合轮廓特征粒子和 Gabor 特征粒子进行人脸跟踪,步骤如下:

1) 首帧图像操作。通过图像预处理获得脸部待跟踪区域,为减少工作量方便后续处理假设已获得此区域,然后通过手工标定人脸轮廓线,见实验结果图 1(a)。通过贪婪算法离散化轮廓线后针对每一当前控制点找到其邻近控制点的梯度最大最小值,再计算这些控制点的能量值,标准化后,将能量最小的控制点赋值给当前控制点,直到在首帧实现轮廓线逼近实际人脸的轮廓线。将这些控制点初始化为待跟踪粒子集 1。对图像进行卷积操作获取 Gabor 特征向量粒子,得到待跟踪粒子集 2。

2) 建立粒子滤波的系统状态转移方程。

$$X_t = AX_{t-1} + BR_{t-1} \quad (6)$$

其中  $A, B$  为常数,  $R$  为  $[-1, 1]$  内的随机数。则对于轮廓特征粒子有转移方程:  $c_t^i = Ac_{t-1}^i + BR_{t-1}$ ; 对于 Gabor 特征粒子有转移方程:  $fv_t^i = Afv_{t-1}^i + BR_{t-1}$ 。对新一帧图像,每个粒子按照各自所属特征系统状态转移方程进行状态转移,得到当前帧的粒子估计值。

3) 双特征粒子融合。结合小波信息和轮廓信息计算每个粒子的权值,为有效融合两种特征粒子,首先分别计算轮廓特征粒子观测概率  $P_t^{i,contour}$  和小波特征粒子观测概率,表达式分别可表示如下:

$$P_t^{i,contour}(z_t | X_t^i) = e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(\sum_{j=1}^m d_j)} \quad (7)$$

其中  $\sigma$  为一常数,  $m$  为轮廓线离散化后的控制点数,  $d_j$  ( $j=1, \dots, m$ ) 为控制点  $j$  处对应法线上各像素点中的梯度最大值点与该控制点之间的距离,距离大表示所求得的轮廓与目标真实轮廓之间差距大。  $P_t^{i,gabor}$  在形式上与(7)式相同,但  $m$  此时为小波特征粒子数,  $d_j$  表示小波特征向量模值与当前视频图像帧的相关值,由最小平均绝对差值函数计算获得。然后接下来,将轮廓和小波粒子的观测概率范围均拉伸到  $(0, 1)$  之间,得每个粒子的联合观测概率为:

$$P_t^i = P_t^{i,gabor} P_t^{i,contour} \quad (8)$$

4) t 时刻各个粒子的权重更新及粒子重采样。 $w_t^i$

$$= w_{t-1}^i p_t^i, \text{ 然后归一化权值 } w_t^i = \frac{w_t^i}{\sum_{i=1}^n w_t^i}, \text{ 得到 } t \text{ 时刻目}$$

标的状态估计为:  $X_t = \sum_{i=1}^n w_t^i X_t^i$ 。由于有些粒子的权值在若干次迭代后可以忽略不计, 需要进行重采样选择一些有效的粒子补充因退化而被抛弃的粒子。产生一个  $[0, 1]$  区间均匀分布的随机数  $r$ , 若粒子的权值满足  $\sum_{j=0}^{i-1} w_j < r < \sum_{j=0}^i w_j$ , 那么这个粒子就被选择为有效粒子, 否则抛弃。将保留下来的粒子与得到的新粒子再归一化权值, 一起作为  $t+1$  时刻的初始粒子。

5) 若图像序列未结束, 则转至步骤 2), 否则, 结束跟踪。

### 5 实验结果与分析

使用 UMIST 人脸数据库中的图像序列进行了人脸测试。选取了三帧大小为  $240 * 240$  像素的具有代表性的人脸图像, 并对使用单一的轮廓特征和使用双特征融合的跟踪结果进行了对比。从跟踪结果 (b) 可以看到, 使用单一轮廓特征进行跟踪时, 头部发生较大运动变化时, 容易导致轮廓线跟踪到非目标区域。而从 (c) 可以看到, 随着人脸的旋转与尺度的变化, 双特征粒子滤波算法由于同时考虑了底层特征轮廓信息和高层特征小波特征信息, 两种特征能够辅助彼此从而稳定地跟踪到目标区域, 因此跟踪适应能力要比单一轮廓特征跟踪稳定得多, 从而为后续对驾驶员疲劳状态进行判断提供了有利的依据。



(a) 初始轮廓线逼近



(b) 单一轮廓特征跟踪结果



(c) 双特征融合跟踪结果

图 1 跟踪结果比较

### 参考文献

- 1 Vural E, Cetin M, Ercil A. Drowsy driver detection through facial movement. analysis. HCI 2007, LNCS 4796, 2007: 6 - 18.
- 2 Ji Q, Zhu ZW, Lan PL. Real - time Nonintrusive Monitoring and Prediction of Driver Fatigue. IEEE Trans. on Vehicular Technology, 2004, 53(4):1052 - 1068.
- 3 Yilmaz A, Li X, Shah M. Coutour - based object tracking with occlusion handling in video acquired using mobile cameras. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2004, 26(11):1531 - 1536.
- 4 姚剑敏、孙俊喜, 等. 基于粒子滤波的小波特征跟踪方法研究. 计算机仿真, 2006, 23(1):94 - 95.
- 5 邢卓异, 朱齐丹, 林壮. 基于 Gabor 小波的目标跟踪方法研究. 控制与决策, 2008, 23(1):162 - 166
- 6 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active Contour Models. Computer Vision, 1987, 1(1) : 321 - 331.
- 7 W illiam D, Shah M. A fast algorithm for active contour and curvature estimation. Computer Vision Graphics, Image Process, 1992, 10 (55):14 - 26.
- 8 Lee TS. Image representation using 2D gabor wavelet, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1996, 18(10):959 - 971.
- 9 HUE C. , LE CADRE J - P. Tracking multiple objects with particle filtering. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38:791 - 809.
- 10 姚剑敏. 粒子滤波跟踪方法研究. 北京: 中国科学院, 2005.