

文章编号 1004-924X(2007)03-0428-06

一种基于优化小波特征的非线性目标跟踪算法

姚剑敏^{1,2}, 许廷发¹, 倪国强¹

(1. 北京理工大学 信息技术学院, 北京 100081;

2. 福州大学 物理与信息工程学院, 福建 福州 350002)

摘要:提出了一种基于优化小波特征的,应用于复杂背景干扰环境中的非线性目标跟踪算法。选取 Gabor 小波网络来表示目标的空域特性,即运用一定数量的小波构成一个集合,利用优化方法优化小波参数,从而获得稳健的 Gabor 小波集合来表示目标特征。运用优化的非线性粒子滤波算法,使每个粒子表示目标特征的一组估计运动参数,并通过 L-M 优化方法使粒子向局部峰值点移动,呈现出“多峰”的跟踪形式。实验结果表明:该算法对光照、噪声不敏感,具有较强的抗局部遮挡能力,平均跟踪误差小于一个像素,与标准的非线性粒子滤波跟踪算法相比,平均跟踪误差减小了 50%。

关键词:粒子滤波;Gabor 小波网络;L-M 优化;视频跟踪

中图分类号:TP391.4;TP312 **文献标识码:**A

Nonlinear target tracking method based on optimized wavelet features

YAO Jian-min^{1,2}, XU Ting-fa¹, Ni Guo-qiang¹

(1. School of Information Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China)

Abstract: For tracking in complicated environment, a nonlinear target tracking method based on optimized wavelet features is proposed. Gabor wavelet network (GWN) is used to describe the features of the object. GWN includes a set of wavelets, and each of their parameters is computed by optimization procedure. The tracking framework is based on optimized particle filter and each particle figures a set of possible motion parameters. L-M optimization is then employed to drive the particles to the local peak values, and tracking with optimized particle filters is robust and efficient as a result of multimodality. The tracking result shows that the algorithm is robust to illumination variation and noise, and it also has the strong ability of tracking under local occlusion. Compared with standard particle filter method, the average tracking error of the proposed algorithm is within 1 pixel, which has been reduced by 50%.

Key words: particle filter; Gabor wavelet network; L-M optimization; visual tracking

1 引言

视频目标跟踪^[1,2]是一个复杂的视觉信息处

理问题,在航迹测量、视频监控、人机交互等方面有着广泛的应用。如何提取可靠的目标特征和进行稳定的目标跟踪始终是机器视觉领域的关注热点。目标的小波网络表示方法是一种基于特征模

板的方法,既抽取了图像的特征,又以若干特征的集合作为一个模板,同时具有特征表示和模板表示的优点^[3]。Zhang^[4]首先提出小波网络的概念,将RBF网络中的网络功能用小波函数代替。Szu^[5]将其用于模式分类,Volker^[6]将其用于人脸表示。Feris^[7]基于小波网络在小波子空间里运用优化方法进行目标跟踪,但优化方法常收敛于局部最优解,因此跟踪不稳定。

粒子滤波是一种常用的非线性后验概率估计算法,适用于任何系统方程为非线性和噪声为非高斯的情况,精度可以逼近最优估计。但粒子滤波的一个最主要问题是计算量太大,实际中应提高该方法的计算效率。Deutscher^[8]使用退火粒子滤波方法,Li^[9]将Kalman算法与粒子滤波相结合,Cheng^[10]用meanshift算法来提高粒子采样效率。本文利用Gabor小波特征网络来表示目标空域特性,在小波参数空间里进行粒子采样,并采用Levenberg-Marquardt优化方法对粒子参数进行优化,使粒子向局部峰值点移动,实现了一种稳定的非线性目标跟踪算法。

2 基于优化小波特征的非线性目标跟踪

2.1 优化的Gabor小波特征提取

Gabor函数与具有方向选择性视觉神经细胞的响应一致,并且同时具有很好的空间和频率分辨率^[11-13],因此它是很好的特征检测器。利用特定参数的Gabor奇函数作为母小波,通过尺度、平移、旋转参数的变化可以将它扩展为一组小波函数^[14]。

定义1. 称 $\phi_n(x, y)$ 为Gabor小波函数,且 $\phi_n(x, y)$ 满足 $\phi_n(x, y) = \exp(-\frac{1}{2}([s_x((x-c_x)\cos\theta - (y-c_y)\sin\theta)]^2 + [s_y((x-c_x)\sin\theta + (y-c_y)\cos\theta)]^2)) \times \sin(s_x((x-c_x)\cos\theta - (y-c_y)\sin\theta))$, (1)

其中, $\mathbf{n} = (c_x, c_y, \theta, s_x, s_y)^T$ 为小波参数向量, c_x, c_y 为行、列方向的平移参数, θ 为旋转参数, s_x, s_y 为行、列方向的尺度参数。假设一幅图像由 N 个小波来表征,并选择参数向量 \mathbf{n} ,使得所确定的

小波与图像尽可能一致,由此

定义2. 称 E 为优化小波能量函数,且 E 满足

$$E = \sum_{X \in r} (I(X) - DC(I) - \sum_{i=1}^N W_i \phi_i(X))^2, \quad (2)$$

其中, $I(X)$ 为原始图像, $DC(I)$ 为图像均值, W_i 为第 i 个小波的权值, r 为目标图像范围。使公式(2)所示的能量函数取得最小值的一系列小波,对于代表图像特征来说是最优的,这样得到的若干优化小波的集合称为小波网络(GWN)^[4,7],表示为

$$\hat{I} = \sum_{i=1}^N W_i \phi_{n_i}, \quad (3)$$

其中 \hat{I} 表示由GWN表示的原始图像去除均值后的近似值, ϕ_{n_i} 表示第 i 个小波,其参数集合为 \mathbf{n}_i ,权值为 W_i , N 表示小波个数,则矢量 \mathbf{W} 和 \mathbf{n}_i 表征了目标的特性。

跟踪时,将序列图像向小波子空间 $\{\phi_{n_i}\}$ 投影,得到小波系数向量 $\mathbf{V} = \{V_1, \dots, V_N\}$ 。其中,

$$V_i = \langle I, \phi_{n_i} \rangle = \sum_{X \in r} I(X) \phi_{n_i} \mathbf{S} \mathbf{R} (\mathbf{X} - \mathbf{C}), \quad (4)$$

$\mathbf{R}, \mathbf{S}, \mathbf{C}$ 分别代表旋转、尺度、平移矩阵:

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix}, \quad \mathbf{S} = \begin{bmatrix} S_x & S_{xy} \\ 0 & S_y \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{C} = (C_x, C_y)^T, \quad (5)$$

假设目标仅进行仿射运动,并忽略切变运动 S_{xy} ,定义目标的运动参数空间为

$$\mathbf{m} = (C_x, C_y, \alpha, S_x, S_y)^T$$

则跟踪问题转化为在五维参数空间里进行搜索,求取一组最优参数 \mathbf{m} ,使得向量 \mathbf{V} 和 \mathbf{W} 在最小平方和意义上最相似,即使误差函数 $E(\mu)$ 最小

$$E(\mu) = \sum_{j=1}^N (V_j - W_j)^2, \quad (6)$$

2.2 优化小波特征的非线性目标跟踪算法

粒子滤波技术通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法来实现递推贝叶斯滤波,适用于任何系统方程为非线性和噪声为非高斯的情况,精度可以逼近最优估计。其基本思想是利用一组带有相关权值的随机样本 $\{p^i, w^i\}_{i=1, \dots, N_i}$,以及基于这些样本的估算来表示后验概率密度。当样本数非常大时,这种估计将等同于后验概率密度^[15,16]。

表示为

$$p(x_k | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i), \quad (7)$$

其中, x_k 为 k 时刻的系统状态, z_k 为 k 时刻对系统的观测值, N_s 为粒子数。 ω_k^i 为 k 时刻第 i 个粒子的权值。通常 x 不可能直接从后验概率中采样得到, 而一般利用重要性采样定理从另外一个重要性密度函数 q 中得到, 取最常见的参考分布为 $q(x_k | x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k | x_{k-1}^i)$, 则权值修正公式为^[17]

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i p(z_k | x_k^i), \quad (8)$$

其中 $p(z_k | x_k^i)$ 为观测概率。

当某个粒子的权值小于一个门限时, 说明它已不能有效表征后验概率分布, 该粒子的生存期结束, 应当从权值大的粒子中衍生出一个粒子予以代替, 这个过程称为粒子重采样。相应的, 若某个粒子的权值大于门限值, 则说明它对后验概率的表征具有较大贡献。

定义 3. 称 k 时刻的粒子 p^i 为显著粒子, 若其权值满足

$$\omega_k^i > \varepsilon, \quad (9)$$

其中 ε 为一门限值。

定义 4. 称 D 为 k 时刻的粒子表征率, 且 D 满足

$$D = \left(\sum_{i=1}^{N_s} (\omega_k^i)^2 \right)^{-1}, \quad (10)$$

粒子表征率表示了粒子采样的可靠程度, 当某一时刻的显著粒子数较多时, 众粒子的集合能较好地表征后验概率, D 值较大; 若显著粒子数过少, 说明能够体现目标特性的粒子数太少, 粒子表征率 D 小。

假设粒子数足够多, 虽然显著粒子相对来说在粒子总数中所占比例较小, 此时由式(7)也可表示真实后验概率分布; 但实际情况下, 为了计算量考虑, 粒子数目是一定的, 此时若显著粒子数太少, 粒子表征率太低, 则可能导致跟踪失败。因此为使跟踪更为可靠, 显然应当增大粒子表征率。

本文采取 Levenberg-Marquardt (L-M) 优化算法^[18] 对非显著粒子进行优化, 使每个粒子都能较好地表征目标特性。

改进的非线性粒子滤波算法步骤如图 1 所示:

(1) 粒子初始化: 在初始时刻 t_0 , 由 L-M 方法

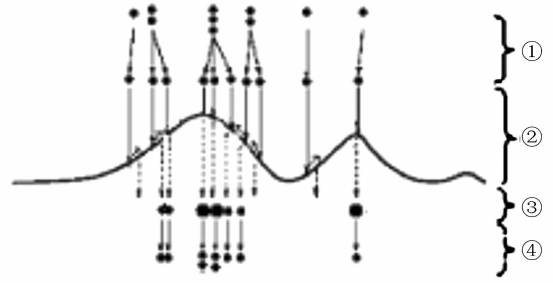


图 1 改进的非线性粒子滤波步骤

Fig. 1 Steps of optimized particle filter tracking

计算式(2), 提取目标的小波特征, 计算目标的 Gabor 小波网络表示, 得到目标模板向小波子空间的投影系数矢量 \mathbf{W} , 并定义初始样本分布 m_0 。

(2) 粒子状态预测: 如图 1 第①阶段所示, 在时刻 $t (t > 0)$, 利用系统动态模型对每个粒子进行状态预测, 得到 t 时刻第 i 个粒子的参数矢量 m_t^i 。

(3) 系统观测: 如图 1 第③个阶段, 对第 i 个粒子有:

$$p_t(z_k | x_k^i) = \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} E_i(\mu) \right\} = \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} (\mathbf{V}_t^i - \mathbf{W}) \right\}, \quad (11)$$

$$\omega_t^i = \frac{p(z_k | x_k^i)}{\sum_i p(z_k | x_k^i)}, \quad (12)$$

其中 $p_t(z_k | x_k^i)$ 为第 i 个粒子在 t 时刻所表征的后验概率, ω_t^i 为该粒子的归一化权值, σ 为一常数, \mathbf{V}_t^i 为 m_t^i 所对应的投影系数。

(4) 粒子优化: 如图 1 第②阶段所示, 对每个非显著粒子使用 L-M 方法对其进行优化, 减小误差值 $E(\mu)$, 使粒子聚集在局部最优点附近, 避免有过多粒子位于后验概率密度谷点的情况出现, 提高粒子采样的效率。在图 1 上表示为各粒子朝局部峰值点处移动。对第 i 个粒子优化后得到优化矢量 $m_{t,opt}^i$, 并对应小波空间的投影系数 $\mathbf{V}_{t,opt}^i$ 。

需要注意的是, 粒子优化中采用的 L-M 方法的参数和粒子初始化中的参数不同。初始化阶段中为了尽量精确地用 GWN 表示目标, L-M 方法的参数应严格选取, 允许的误差值 $E(\mu)$ 应较小, 优化循环次数应较大; 但为了保持粒子滤波的“多假设”性质, 避免粒子全聚集在局部最优点上, 粒子优化阶段中 L-M 方法的优化循环次数不需要太大, 也允许较大的误差, 应根据具体情况选定参

数。

优化后按照式(11)、(12)重新计算粒子权值, k_t 时刻的后验概率,也就是目标跟踪中所期望的目标参数 m_t ,可以由各粒子的加权和来表示,即:

$$m_t = \sum_i \omega_i m_{t,opt}^i, \quad (13)$$

至此一次跟踪过程结束。下一时刻的跟踪仍然从系统的状态预测步骤重新开始,若粒子的权值太小,应从权值较大的粒子中衍生出后代粒子^[19],如图1第④个阶段所示。

3 实验结果与分析

为验证本文算法的有效性,我们在PC机(CPU为P4 1.6G,内存512M)上用Visual C++编写了跟踪程序,对视频序列进行了跟踪实验。

如图2(a)为采用传统相关模板跟踪结果,当飞机飞过信号塔时,由于目标受遮挡,跟踪点偏离目标,跟踪失败。这种跟踪方法的空域特征过于简单(灰度模板),时域运动参数搜索能力也很单一(峰值寻优),因此不是一种鲁棒的跟踪方法。

图2(b)为基于非优化粒子滤波算法的小波特征跟踪结果,文中选16个小波,白色十字为各小波的位置点。可以看出,跟踪性能受局部遮挡的影响较小,后两帧图像中跟踪点略为偏离了目标。图2(c)为基于优化粒子滤波算法的小波特征跟踪结果,与图2(b)一样选取100个粒子。与2(b)各图相比,采取优化方法对粒子参数分别进行优化后,粒子采样效率更高,因此跟踪点能更为稳定地定位于目标。

图3为由若干优化小波重构出的目标图像,该表示方法在部分特征受到遮挡,或者产生光照变化、有局部噪声的情况下,仍然能够较好地识别目标。粒子滤波跟踪中目标状态由一组粒子加权表示,形成“多峰”的跟踪形式。如图4所示,由众多粒子的权值构成的跟踪曲线在每一个时间点上构成山的形状,并保持多峰(多假设)状态沿着时间轴向前推进。受到干扰(信号塔遮挡)后,所有粒子的相关值均有所降低,有一部分粒子的跟踪点偏离到信号塔上,但仍然有一部分粒子坚持跟踪直升机本身,即产生“双峰”的跟踪曲线。直升机摆脱干扰后,显然跟踪目标本身的粒子权值(相关值)增大,而偏离到信号塔上的粒子权值(相关

值)减小,此时跟踪受遮挡的影响就很快消失了,并维持正确的跟踪过程。

图5是以上三种算法在行、列方向的跟踪误差比较图。目标的真实运动轨迹已事先给出,三种曲线分别表征各帧中三种算法的跟踪结果相对于目标真实位置的误差值。在飞机受到遮挡(第40帧)时,基于相关跟踪的跟踪方法误差已达到10个像素,并导致跟踪失败。非优化的粒子滤波跟踪方法行方向最大跟踪误差为5个像素,平均误差为1.1个像素(平均误差为所有视频帧中误差的绝对值和的均值);列方向最大跟踪误差为4个像素,平均误差为1.2个像素。优化的粒子滤波跟踪方法行方向最大跟踪误差为3个像素,平均误差为0.6个像素;列方向最大跟踪误差为3个像素,平均误差为0.6个像素。可见即使在遮挡情况下,本文所提出的跟踪方法仍然是相当稳定的,平均跟踪误差保持在1个像素以内,减小了50%。



(a) 传统相关模板跟踪结果

(a) Results of conventional correlation tracking



(b) 非优化粒子滤波跟踪(100个粒子)

(b) Results of non-optimized particle filter based tracking (100 particles)



(c) 优化的粒子滤波跟踪(100个粒子)

(c) Results of optimized particle filter based tracking (100 particles)

图2 三种跟踪方法结果比较(第20帧;第40帧;第60帧)

Fig. 2 Comparisons between three tracking methods (the 20th frame; the 40th frame; the 60th frame)

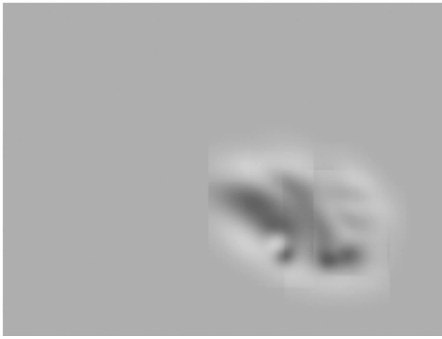


图 3 GWN 重构结果

Fig. 3 Gabor wavelet networks reconstruction result

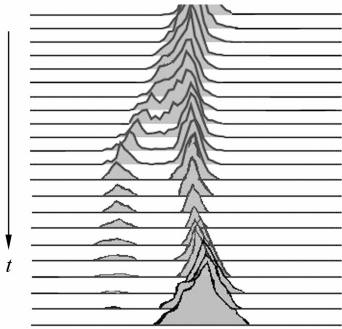
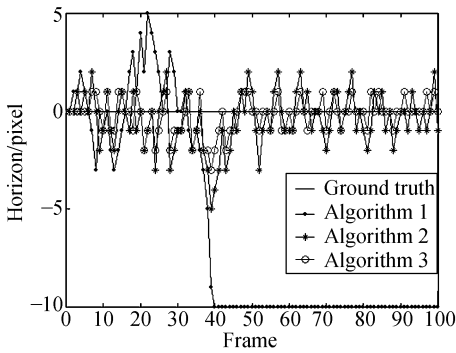


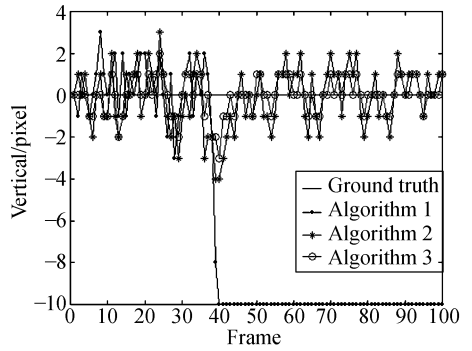
图 4 跟踪曲线示意图

Fig. 4 Tracking sketch map



(a) 行方向

(a) Horizon



(b) 列方向

(b) Vertical

图 5 三种算法跟踪误差比较图

(算法 1: 相关跟踪; 算法 2: 非优化粒子滤波跟踪; 算法 3: 优化的粒子滤波跟踪)

Fig. 5 Comparison between three algorithms' tracking errors

(Algorithm 1: correlation tracking; Algorithm 2: non-optimized particle filter-based tracking; Algorithm 3: optimized particle filter-based tracking)

4 结束语

粒子滤波是近几年得到广泛关注的目标跟踪新算法,它最突出的优点是采取了粒子采样技术,以形成具有“多峰”形式的跟踪框架。粒子经优化后向局部最优点靠近,能提高粒子采样效率。用 Gabor 小波网络来表示目标,在部分特征受到遮挡,或者产生光照变化、有局部噪声的情况下,仍然能够较好地识别目标。本文将目标的 GWN 表示作为基于优化粒子滤波的跟踪框架的实际内容,可以构建性能良好的跟踪器,具有很好的鲁棒性。实验结果表明,该算法对光照、噪声不敏感,具有较强的抗局部遮挡能力,平均跟踪误差 < 1 个像素,与标准的非线性粒子滤波跟踪算法相比,平均跟踪误差减小了 50%。

参考文献:

[1] 陈浩,谭久彬. 一种用于光电目标跟踪的非线性滤波算法[J]. 光学精密工程,2006,14(5):917-921.
CHEN H, TAN J L. Nonlinear filtering algorithm for improving opto-electric target tracking[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006,14(5):917-921. (in Chinese)

[2] 朱明,鲁剑锋,胡硕. 采用 DSP 的电视测量跟踪器的研制[J]. 光学精密工程,2005,13(增):232-235.
ZHU M, LU J F, HU S. Development of TV measuring and tracking system by using DSP[J]. *Opt. Precision Eng.*

- Eng. ,2005,13(supp.):232-235. (in Chinese)
- [3] ZHANG Q. Using wavelet network in nonparametric estimation[J]. *IEEE Trans. Neural Netw.* ,1997,8(2):227-236.
- [4] ZHANG Q, BENVENISTE A. Wavelet networks[J]. *IEEE Trans. Neural Netw.* ,1992,3:889-898.
- [5] SZU H, TELFER B, KADAMBE S. Neural network adaptive wavelets for signal representation and classification [J]. *Opt. Eng.* , 1992, 31:1907-1961.
- [6] KRUGER V, SOMMER G. Gabor wavelet networks for object representation[J]. *Proc. Int. Dagstuhl 2000 Workshop* , 2000:309-316.
- [7] FERIS R S, KRUGER V. Wavelet subspace method for real-time face tracking[J]. *J. Real-time Imaging* , 2004, 10(6):339-350.
- [8] DEUTSCHER J, BLAKE A, REID I. Articulated body motion capture by annealed particle filtering[C]. *Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* , Hilton Head Island , 2000,2:126-133.
- [9] LI P, ZHANG T. Visual contour tracking based on particle filter[J]. *Image and Vision Comput.* , 2003, 21(1): 111-123.
- [10] CHENG C, RASHID A. Kernel particle filter; iterative sampling for efficient visual tracking[C]. *International Conference on Image Processing* , 2003, 2:425-435.
- [11] MEHROTORA R. Gabor filter-based edge detection[J]. *Pattern Recogn.* ,1992, 25(12):1479-1494.
- [12] 许廷发,韦岗,倪国强.基于并行结构的 Gabor 小波神经网络算法及应用[J]. *光学精密工程*,2006,14(2):247-250.
XU T F, WEI G, NI G Q. Gabor wavelet neural network algorithm based on parallel structure[J]. *Opt. Precision Eng.* , 2006,14(2):247-250. (in Chinese)
- [13] 方勇华,孔起,兰天鸽.应用小波变换实现光谱的噪声去除和基线校正[J]. *光学精密工程*,2006,14(6):1088-1092.
FANG Y H, KONG C, LAN T G. Denoising and baseline correction of spectrum by wavelet transform[J]. *Opt. Precision Eng.* ,2006,14(6):1088-1092. (in Chinese)
- [14] 孙辉.基于小波变换的图像数据融合方法[J]. *光学精密工程*,2000,8(6):551-553.
SUN H. Data fusion for image based on wavelet transform[J]. *Opt. Precision Eng.* , 2000,8(6): 551-553. (in Chinese)
- [15] DOUCET A, GORDON N, KRISHNAMURTHY V. Particle filters for state estimation of jump Markov linear systems[J]. *IEEE Trans. Signal Process.* , 2001, 49:613-624.
- [16] 崔长彩,黄富,张认成.粒子群优化算法及其在圆柱度误差评定中的应用[J]. *光学精密工程*,2006,14(2):256-259.
CUI C C, HUANG F G, ZHANG R C. Research on cylindricity evaluation based on the Particle Swarm Optimization(PSO)[J]. *Opt. Precision Eng.* ,2006,14(2):256-259. (in Chinese)
- [17] DOUCET A, GODSILL A, ANDRIEU. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. *Statist. Comput.* , 2000, 10: 197-208.
- [18] YAO J C. Comparison of Newton-Gauss with Levenberg-Marquardt algorithm for space resection[C]. *22nd Asian Conference on Remote Sensing* , 2001,1:256-261.
- [19] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. *IEE Pro-F* , 1993,140(2):107-113.

作者简介:姚剑敏(1978—),男,福建莆田人,博士后,主要研究方向为视频图像处理、模式识别等。E-mail: yjmpepe@yahoo.com.cn