

基于多级纹理特征和 Mean-Shift 的灰度目标跟踪

危自福, 毕笃彦, 杨 俭

(空军工程大学 工程学院, 西安 710038)

(weizifu614@126.com)

摘 要: 由于灰度图像的信息单一, 缺乏描述目标的信息, 且易受到光照变化的影响, 导致灰度图像中的目标跟踪难度较大。为此, 提出了一种结合 Gabor 小波变换特征与旋转不变一致局部二值模式(LBP)纹理描述算子来建立目标的多级纹理特征模型, 并采用 Mean-Shift 来实现目标跟踪的新方法。该算法首先利用 Gabor 变换提取多尺度、多方向的目标图像特征以扩充特征提取范围, 然后应用旋转不变一致 LBP 算子对这些特征进行编码以增强所提取特征的有效性, 最后采用纹理模式联合概率直方图建立目标的多级 Gabor-LBP 纹理特征模型, 并通过 Mean-Shift 算法来实现目标的跟踪。实验结果表明, 该算法可以有效地克服光照变化、混乱及目标旋转的影响。

关键词: 图像处理; 灰度目标跟踪; Gabor-LBP 模型; Mean-Shift

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Gray target tracking based on multi-level texture feature and Mean-Shift

WEI Zi-fu, BI Du-yan, YANG Jian

(Engineering College, Air force Engineering University, Xi'an Shaanxi 710038, China)

Abstract: In gray image sequence, due to the sensitivity to illumination variation and the lack of the information for target representation, target tracking is very difficult. This paper proposed a novel tracking algorithm, which integrated the target's Gabor wavelet transform features and rotation invariance uniform Local Binary Pattern (LBP) texture description operator to construct the target's multi-level texture feature models, and used Mean-Shift to track. The algorithm first adopted Gabor wavelet transform to extract multi-scale and multi-orientation features of target to extend the range of feature extraction, and then the rotation invariance uniform LBP operator was applied to encode these features to enhance the validity of the extracted features. Finally, the target's multi-level Gabor-LBP texture feature models were constructed by texture pattern joint probability histograms, and Mean-Shift was adopted to track. The experimental results show that this algorithm can effectively cope with illumination variation, clutter and rotation in gray target tracking.

Key words: image processing; gray target tracking; Gabor-LBP model; Mean-Shift

0 引言

目标跟踪在制导、视觉导航、安全监控等方面有着广泛的应用。近年来, Dorin Comaniciu 等人提出的基于颜色直方图特征分布的 Mean-Shift 跟踪算法及其改进算法, 因其参数设置少、实时性好、跟踪精度较高等优点, 已经成功地应用于目标跟踪领域中^[1-4]。但对灰度图像来说, 由于灰度直方图所包含的图像信息单一, 使得 Mean-Shift 算法很难应用于灰度图像中目标的跟踪。文献[4]把跟踪问题看成是二分类问题, 结合 AdaBoost 和弱分类器构成强分类器, 通过在线训练来提高 Mean-Shift 跟踪对不同场景的适应性, 可以应用于灰度目标的跟踪, 但算法的复杂度较大。文献[5]提出了结合灰度与方向编码特征建立目标模型, 并与 Mean-Shift 算法相结合来实现灰度目标的跟踪, 但是当目标发生大幅度旋转变化时, 则可能导致跟踪失败。

近年来, 在目标特征提取上, 由于 Gabor 小波可以提取图像特定区域内的多尺度、多方向空间和频率特征, 在图像理解、目标跟踪与识别等方面得到广泛应用^[7-10]。局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)^[11]是一种有效的纹理描述算子, 由于其具有纹理识别能力强、对灰度单调变化不敏感、计算复杂度小等优点, 已广泛应用于纹理分类、图像检索、人脸识别等领域^[10-14]。LBP 算子本质上提取的是图像边缘、角点

等局部变化特征, 但是, 边缘特征有方向性和尺度差异, 角点特征也有不同的尺度, 而原始 LBP 算子不能提取这些特征, 尽管旋转不变一致 LBP 算子有所改进, 但仍不能有效描述大尺度结构的纹理。基于此, 本文提出了一种基于多级纹理特征和 Mean-Shift 的灰度目标跟踪方法, 该方法首先利用 Gabor 变换提取多方向、多尺度的目标特征, 然后应用旋转不变一致 LBP 算子对这些特征进行编码, 并采用纹理模式联合概率直方图建立目标的多级 Gabor-LBP 纹理特征模型, 最后通过 Mean-Shift 算法来实现跟踪。

1 基于 Gabor-LBP 的灰度目标描述模型

本文提出的基于 Gabor 小波和旋转不变一致 LBP 算子的灰度目标纹理特征模型(以下简称为 Gabor-LBP 模型)实现过程如图 1 所示, 主要包括以下几个步骤: 1) 将多个不同尺度、不同方向(图中采用 4 个方向)的 Gabor 滤波器分别与目标图像卷积, 取每个卷积结果的幅值部分, 这里称为 Gabor 幅值图; 2) 对 Gabor 幅值图采用旋转不变一致 LBP 算子提取纹理模式, 得到空间纹理模式映射图; 3) 对每两个同一尺度、方向正交的空间纹理模式映射图, 分别建立纹理模式联合直方图。下面详细阐述这一过程。

1.1 基于 Gabor 滤波器组的多尺度、多方向目标特征提取

二维 Gabor 滤波器是一组具有高斯包络的平面波, 能够

收稿日期: 2010-01-15。 基金项目: 国家 863 计划项目(2007AA701206)。

作者简介: 危自福(1982-), 男, 湖南望城人, 博士研究生, 主要研究方向: 图像处理、计算机视觉; 毕笃彦(1962-), 男, 陕西扶峰人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 计算机视觉、图像处理; 杨俭(1982-), 男, 江西宜春人, 博士研究生, 主要研究方向: 智能信息处理。

精确地提取图像的局部特征,且对位移、形变、旋转、尺度变化和光照变化都有一定的容忍能力,其定义如下^[9-10]:

$$\psi_{u,v}(\mathbf{x}) = \frac{\| \mathbf{k}_{u,v} \|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\| \mathbf{k}_{u,v} \|^2 \|\mathbf{x}\|^2}{2\sigma^2}\right) \times \left[\exp(i \mathbf{k}_{u,v} \mathbf{x}) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right] \quad (1)$$

其中: \mathbf{x} 代表像素的位置, $\| \cdot \|$ 代表范数运算;参数 u 和 v 分别代表 Gabor 滤波器的方向和尺度; σ 则决定了窗口宽度和波长的比例关系;方括号中的第一项是交流分量,第二项则为补偿直流分量,用以消除滤波器响应对图像亮度绝对值变

化的依赖性;小波向量 $\mathbf{k}_{u,v}$ 定义为 $\mathbf{k}_{u,v} = \mathbf{k}_v \exp(i\varphi_u)$, $\mathbf{k}_v = \mathbf{k}_{\max}/f$, $\varphi_u = \pi u/U$, \mathbf{k}_{\max} 是最大频率, f 是尺度因子, U 是 Gabor 滤波器方向总个数。

给定一个灰度目标图像 $f(\mathbf{x})$, 可以通过上述定义的 Gabor 滤波器与该图像进行卷积运算, 得到其在不同位置、尺度和方向上的特征:

$$G(\mathbf{x}, u, v) = f(\mathbf{x}) * \psi_{u,v}(\mathbf{x}) \quad (2)$$

其中 $*$ 表示卷积运算。这样,由一系列的 $v \in \{0, 1, \dots, V\}$ 和 $u \in \{0, 1, \dots, U\}$ 即可得到灰度目标图像的多层 Gabor 滤波器分解表示。

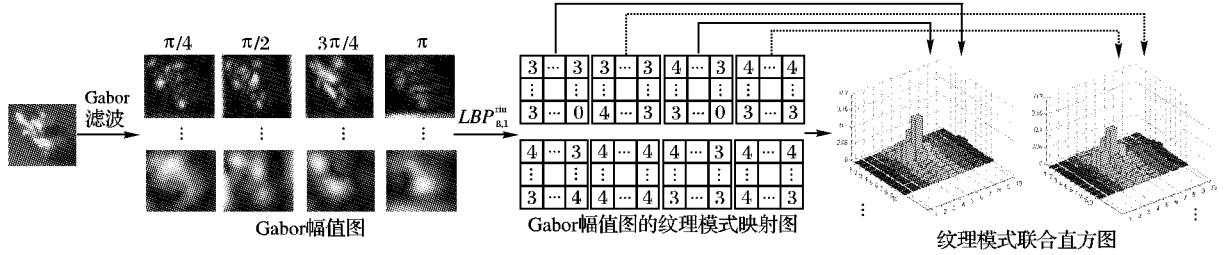


图1 Gabor-LBP 目标描述模型

1.2 Gabor 特征的 LBP 描述

如图2所示,基本 LBP 算子是一个固定大小为 3×3 的矩形块,以中心像素的灰度值为阈值,将其邻域的8个灰度值与阈值相比较,大于或等于中心灰度值的像素由1表示,反之由0表示,经阈值化后的二值矩阵可看成一个二值纹理模式,用来刻画邻域内像素点的灰度相对中心点的变化情况。然后根据逆时针方向读出8个二进制值,作为该 3×3 矩形块的特征值,即: Pattern = “11001011”, $LBP = 1 + 2 + 8 + 64 + 128 = 203$ 。

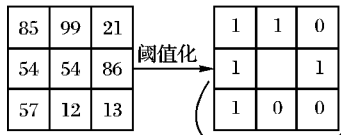


图2 基本 LBP 算子

由图2可知,基本 LBP 纹理描述算子的缺点是 3×3 邻域不能用来描述大尺度结构的纹理,为此,利用不同半径圆形邻域和内插计算像素值得到扩展 LBP 算子^[11],如图3,表示为 $LBP_{P,R}$, 下标 P 为圆形邻域上均匀取 P 点, R 表示邻域半径,但是,此纹理表征与旋转有关。

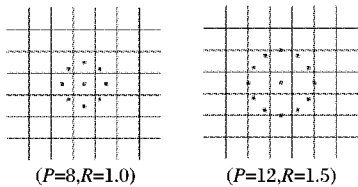


图3 扩展 LBP 算子 $LBP_{P,R}$

LBP 的进一步扩展是一致模式^[11],为此,先定义自变量为 $LBP_{P,R}$ 的函数 $U(x)$ 如下:

$$U(LBP_{P,R}) = |S(f_{p-1} - f_c) - S(f_0 - f_c)| + \sum_{p=1}^{P-1} |S(f_p - f_c) - S(f_{p-1} - f_c)| \quad (3)$$

其中: f_c 和 f_p 分别为中心点与其邻域点的亮度值, $S(x)$ 为阈值判定函数,即 $x \geq 0$ 时 $S(x) = 1$, $x < 0$ 时 $S(x) = 0$ 。 $U(x)$ 返回的是把 $LBP_{P,R}$ 模式对应的二进制码首尾衔接得到的二进制序列中“0”位到“1”位或相反的跳变数,如纹理模式“00000000”和“00111100”的 U 值分别为 0 和 2。由此引入 LBP 一致模式:

$$LBP_{P,R}^{riu} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} S(f_p - f_c), & U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P + 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

由式(3)~(4)可知, $LBP_{P,R}^{riu}$ 是旋转无关的(上标 riu 表示 rotation invariance uniform)。通过构建 $LBP_{P,R}^{riu}$ 纹理模式统计直方图,综合结构性方法和统计性方法来实现纹理的有效描述: $LBP_{P,R}^{riu}$ 算子检测到了纹理的微结构,如边缘、线、斑点和平坦区域等;而 $LBP_{P,R}^{riu}$ 纹理模式的潜在分布则通过直方图来进行估计。 $LBP_{P,R}^{riu}$ 纹理模式统计直方图具有以下优点: 1) 由于条目数少,只有 $P + 2$, 运算效率高,占用资源少,不易受噪声影响,并包含了纹理的绝大多数信息; 2) 参数少、计算复杂度低; 3) 由于 $LBP_{P,R}^{riu}$ 纹理不受局部单调亮度变化影响,使其统计直方图具有对局部亮斑和阴影免疫的能力。

对尺度为 v 、方向为 u 的 Gabor 幅值图进行 $LBP_{P,R}^{riu}$ 运算得到纹理模式映射图,简记为 $LGBP_{P,R}^{riu}$:

$$LGBP_{P,R}^{riu}(\mathbf{x}, u, v) = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} S(G_p(\mathbf{x}, u, v) - G_c(\mathbf{x}, u, v)), & U(LGBP_{P,R}) \leq 2 \\ P + 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中: $U(LGBP_{P,R})$ 是对 Gabor 幅值图采用式(3)计算得到的结果。 $LGBP_{P,R}^{riu}(\mathbf{x}, u, v): \mathbf{R}^2 \rightarrow \{0, 1, \dots, P + 1\}$ 代表了对尺度为 v 、方向为 u 的 Gabor 幅值图中点 \mathbf{x} 进行 $LBP_{P,R}^{riu}$ 运算的结果。为实现目标描述,可直接采用 $V \times U$ 幅纹理模式映射图建立起 $V \times U$ 维的纹理模式直方图,但这种方式存在两个问题:一是造成计算量的极大增加;二是会造成在 $V \times U$ 维空间中的许多 bin 位置处的取值为 0,反而影响跟踪的精度。因此,本文的方法是对每两个同一尺度、方向正交的纹理模式映射图,分别建立纹理模式联合直方图,共得到 $VU/2$ 组纹理模式联合直方图用以描述目标。尺度为 v 、方向为 u_1 和 u_2 的纹理模式联合直方图为:

$$\hat{p}_{u_1, u_2, v}(m, n) = \sum_{1 \leq i \leq W \times H} [\delta(m - LGBP_{P,R}^{riu}(\mathbf{x}_i, u_1, v)) \times \delta(n - LGBP_{P,R}^{riu}(\mathbf{x}_i, u_2, v))] \quad (6)$$

其中: $m, n \in \{0, 1, \dots, P + 1\}$ 代表纹理模式; W, H 分别代表目标图像区域的宽度和高度; δ 是 delta 函数; $v \in \{0, 1, \dots, V\}$; $u_1, u_2 \in \{0, 1, \dots, U\}$, 且 u_1, u_2 代表的方向正交。

2 基于 Mean-Shift 的跟踪实现

本文采用 Mean-Shift 算法来实现灰度目标的跟踪,即使用目标 Gabor 特征的纹理模式联合概率直方图来描述目标区域,以 Bhattacharyya 系数(下面简称巴氏系数)作为目标模板与候选目标之间的相似度量,通过迭代寻找巴氏系数的局部最大值,从而得到当前帧中的目标实际位置。

2.1 目标模型的表达及分析

假设目标模板的中心为 y_0 , 模板中的各个像素位置以 $\{x_i\}_{i=1, \dots, W \times H}$ 表示。为了增加密度估计的鲁棒性,引入 Epanechnikov 核函数 $k(x)$ [1], 则目标模板的纹理模式联合概率直方图 $q_{m,n} = \{q_{m,n}(y_0)\}$ 为:

$$\hat{q}_{m,n}(y_0) = C_h \sum_{1 \leq i \leq W \times H} \left[k \left(\left\| \frac{y_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \times \delta(m - \text{LGBP}_{P,R}^{nu}(x_i, u_1, v)) \times \delta(n - \text{LGBP}_{P,R}^{nu}(x_i, u_2, v)) \right] \quad (7)$$

其中: h 为核函数窗口宽; 函数 $\text{LGBP}_{P,R}^{nu}(x_i, u_1, v)$ 和 $\text{LGBP}_{P,R}^{nu}(x_i, u_2, v)$ 分别是尺度为 v 、方向为 u_1 和 u_2 的 Gabor 幅值图中, 位于 x_i 处像素的纹理模式映射。由 $\sum_{m,n} \hat{q}_{m,n}(y) = 1$ 可得归一化参数:

$$C_h = \frac{1}{\sum_{1 \leq i \leq W \times H} k \left(\left\| \frac{y_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right)} \quad (8)$$

同样, 当前帧的中心位置为 y 的候选目标的纹理模式联合概率直方图 $p_{m,n} = \{\hat{p}_{m,n}(y)\}$ 可描述为:

$$\hat{p}_{m,n}(y) = C_h \sum_{1 \leq i \leq W \times H} \left[k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \times \delta(m - \text{LGBP}_{P,R}^{nu}(x_i, u_1, v)) \times \delta(n - \text{LGBP}_{P,R}^{nu}(x_i, u_2, v)) \right] \quad (9)$$

式中的 C_h 与式(8)的结果相同。 C_h 与 y 无关, 只与核窗口的

宽度 h 有关。在得到目标模板和候选目标的纹理模式联合概率直方图后, 在当前帧中寻找最优目标位置的任务就转换成寻找使 $p_{m,n}(y)$ 与 $q_{m,n}(y_0)$ 最相似的位置。采用巴氏系数评价直方图的相似性 [1]:

$$\hat{\rho}(y) = \sum_{m=0}^{P+1} \sum_{n=0}^{P+1} \sqrt{\hat{p}_{m,n}(y) \hat{q}_{m,n}(y_0)} \quad (10)$$

$\hat{\rho}(y)$ 越大, 则目标模板与候选目标越相似。为验证本文提出的 Gabor-LBP 目标描述模型对光照及旋转变化的适应性, 从 CMU Dataset 数据库的 2 种典型视频序列中截取 2 个发生光照或旋转变化的目标图像, 如图 4 所示。采用式(7)、(9)计算得到其 Gabor-LBP 模型, 并与灰度模型及灰度-方向梯度模型进行对比实验。实验中, 本文 LBP 算子采用 $P = 8, R = 1$, Gabor 特征采用 3 个尺度 ($v = 0, 1, 2$)、4 个方向 ($u = 1, 2, 3, 4$), 共得到 6 个 Gabor-LBP 模型; 灰度模型为 64 位; 灰度-方向梯度模型为 8 位 \times 8 位。

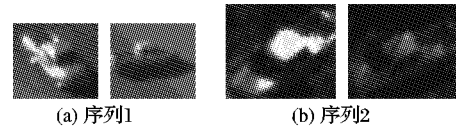


图4 发生光照及旋转变化的目标示例

图4(a)给出了序列1中的第1帧和416帧中目标区域, 从图中可以看到从第1帧到416帧目标发生了大幅度的旋转, 同时由于旋转后光照角度不同造成了目标灰度值的较大变化。图4(b)给出了序列2中的第1帧和190帧中目标区域, 第1帧中目标处于阳光直射区, 目标灰度值较大, 而在第190帧中目标处于阴影区, 灰度值较小。表1给出了采用各模型对上述测试图像计算得到的巴氏系数值, 它反映了两幅图像目标之间的相似性, 从表中数据看到, 与基于灰度或灰度-方向梯度 [5-6] 的模型相比较, 按照本文方法构建的目标模型在光照变化和目标旋转情况下巴氏系数值更大, 也即本文的模型更能适应这些条件的变化。

表1 各模型对2个测试样例计算得到的巴氏系数对比分析

测试 样例	$v=0$ $u=1, 3$	$v=0$ $u=2, 4$	$v=1$ $u=1, 3$	$v=1$ $u=2, 4$	$v=2$ $u=1, 3$	$v=2$ $u=2, 4$	灰度 直方图	灰度-方向 梯度直方图
序列1	0.98329	0.98391	0.98114	0.97334	0.97911	0.96806	0.83842	0.85700
序列2	0.98970	0.98865	0.98503	0.98168	0.98959	0.98002	0.88036	0.89306

2.2 基于 Mean-Shift 的跟踪定位

设 y_0 为模板的初始位置, 式(10)在 y_0 点处泰勒展开, 并舍去高阶项得:

$$\rho[\hat{p}(y), \hat{q}] \approx \frac{1}{2} \sum_{m=0}^{P+1} \sum_{n=0}^{P+1} \sqrt{\hat{p}_{m,n}(y_0) \hat{q}_{m,n}} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^{W \times H} \omega_i k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \quad (11)$$

$$\omega_i = \sum_{m=0}^{P+1} \sum_{n=0}^{P+1} \sqrt{\frac{\hat{q}_{m,n}}{\hat{p}_{m,n}(\hat{y}_0)}} \delta(m - \text{LGBP}_{P,R}^{nu}(x_i, u_1, v)) \times \delta(n - \text{LGBP}_{P,R}^{nu}(x_i, u_2, v)) \quad (12)$$

其中: $g(x) = -k'(x)$ 为核密度估计, ω_i 为数据点 x_i 的权值。式(11)中仅右边的第2项随 y 变化, 可以利用 Mean-Shift 算法进行迭代, 寻找邻域内该密度估计的极大值, 从而得到目标的新位置 \hat{y}_1 :

$$\hat{y}_1 = \frac{\sum_{i=1}^{W \times H} x_i \omega_i g \left(\left\| \frac{\hat{y}_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^{W \times H} \omega_i g \left(\left\| \frac{\hat{y}_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right)} \quad (13)$$

$$\hat{Y}_1 = \frac{\sum_{i=1}^{VU/2} \rho(\hat{y}_1(i)) \hat{y}_1(i)}{\sum_{i=1}^{VU/2} \rho(\hat{y}_1(i))} \quad (14)$$

$VU/2$ 组纹理模式联合概率直方图各自分别进行 Mean-Shift 算法进行目标的跟踪定位, 得到 $VU/2$ 个位置 $\hat{y}_1(i)$ 及其对应的相似性系数 $\rho(\hat{y}_1(i))$, $1 \leq i \leq VU/2$ 。最终的目标位置由式(14)确定, 即采用相似性系数对 $VU/2$ 个位置 $\hat{y}_1(i)$ 进行加权平均所得到的中心位置作为最终的目标跟踪位置。基于 Gabor-LBP 模型和 Mean-Shift 跟踪整个算法流程如图5所示, 具体实现步骤如下:

1) 初始化。手动确定第一帧中的中心位置为 \hat{Y}_0 的目标区域, 由式(7)计算目标模板的 $VU/2$ 组 Gabor-LBP 特征模型。

2) 对 $VU/2$ 组 Gabor-LBP 特征模型, 分别独立地采用 Mean-Shift 算法跟踪定位, 得到 $VU/2$ 个目标跟踪位置 $\hat{y}_1(i)$, $1 \leq i \leq VU/2$ 。Mean-Shift 跟踪算法如下。

a) 以 \hat{y}_0 为候选目标位置, 在当前帧中根据式(9)计算候选目标的 Gabor-LBP 特征模型。

b) 根据式(12)计算候选目标区域内的各像素的权值。

c) 根据式(13), 计算新的候选目标中心 \hat{y}_1 。

d) 若 $\|\hat{y}_1 - \hat{y}_0\| < \varepsilon$, 则停止迭代, 并更新目标模型 $\hat{q}_{m,n}(\hat{y}_0) = \alpha \hat{p}_{m,n}(\hat{y}_1) + (1 - \alpha) \hat{q}_{m,n}(\hat{y}_0)$; 否则, 令 $\hat{y}_0 = \hat{y}_1$,

转向1)。

3) 根据式(14)确定最终的目标位置 \hat{Y}_1 , 若输入结束则退出; 否则, 令 $\hat{Y}_0 = \hat{Y}_1$, 并转向2)。

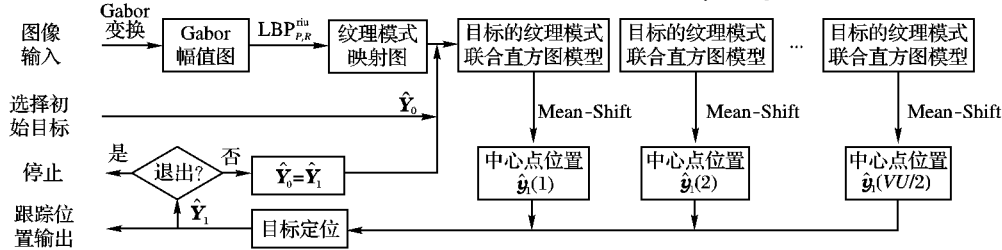


图5 基于多级纹理特征和 Mean-Shift 的灰度目标跟踪算法流程

3 实验结果及讨论

为了验证所提出的算法的可行性和有效性, 对取自于 CMU Dataset 数据库的 2 种典型视频序列转换为灰度图像后进行跟踪实验。跟踪实验均采用 Matlab 7.01 开发环境及 Matlab 编程语言实现, 在 Windows XP SP3, CPU 为 Intel Pentium M 1.5 GHz, 内存为 512 MB 的 PC 上完成。实验中, 使用 2 种不同尺度 ($V = 2$)、4 种不同方向 ($U = 4$)、大小为 16×16 像素的 Gabor 滤波器组, 滤波器其他参数设置为: $\sigma = \pi/2$, $f = \sqrt{2}$, $k_{\max} = \pi/2$; LBP_{P,R} 算子选取 $P = 8$, $R = 1$; Mean-Shift 算法的模板更新系数 $\alpha = 0.03$, 迭代终止条件 $\varepsilon = 1$ 。

图 6 给出了序列 1 的部分跟踪结果。第 210 帧与初始帧相比, 目标没有显著变化; 第 350 帧目标发生大幅度旋转, 且由于光照角度不同, 目标的亮度显著变暗; 第 415 帧目标穿越灰度值发生较大变化的路面边界; 第 480、550、590 帧目标分别与对面的 3 辆车交会, 场景复杂混乱; 第 800 帧时目标发生了尺度和旋转变换。

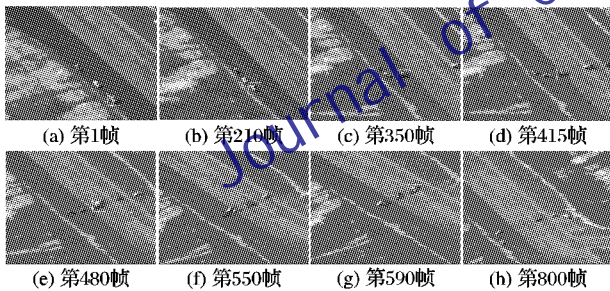


图6 序列1跟踪结果

图 7 给出了序列 2 的部分跟踪结果。第 1 帧中目标处于阳光直射区, 其灰度值较大; 第 120、150、190、250、310 帧给出了目标进入及驶出第一个阴影区的过程, 在此期间目标的灰度值显著减小, 并不断发生变化; 第 370、410 帧显示了目标进入第二个阴影区。

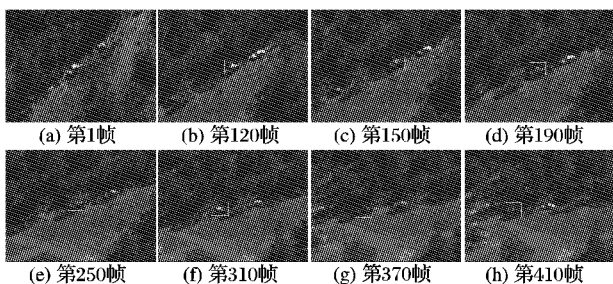


图7 序列2跟踪结果

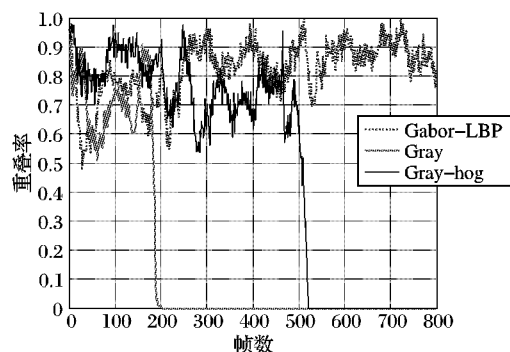
算法的处理速率与跟踪目标区域的大小相关, 如表 2 所示, 但本文算法 (Gabor-LBP) 与基于灰度 (Gray) 和灰度-方向

梯度 (Gray-hog) 的方法相比处理速率较慢。

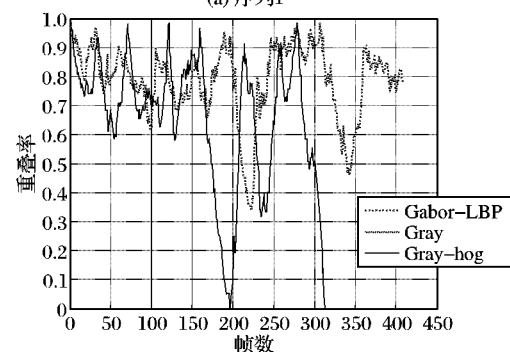
表2 实验参数及处理速率

测试序列	分辨率	目标大小	平均处理速率/fps		
			Gabor-LBP	Gray	Gray-hog
序列 1	640 × 480	54 × 48	5.5	38.3	7.95
序列 2	640 × 480	70 × 60	3.1	36.1	7.24

本文采用跟踪得到的目标区域与真实目标区域间的重叠率来评价算法的跟踪性能, 即: $r = 2C/(A+B)$, 其中, A 为跟踪算法所确定的目标矩形区域, B 为手动确定的真实目标矩形区域, $C = A \cap B$ 为二者间的重叠区域, r 越大则跟踪越准确。图 8 所示, 对于序列 1, 本文算法能正确跟踪目标而采用文献[1]类似的基于灰度直方图的方法在第 210 帧左右车辆靠近时丢失目标, 而基于灰度-方向梯度[5-6]的方法在第 540 帧左右车辆交会时丢失目标; 对于序列 2, 在第 220 帧、300 帧左右光照条件发生变化时, 本文算法的跟踪精度也发生较大的波动但仍能跟踪上目标, 而基于灰度和灰度-方向梯度的方法则丢失了目标。以上的跟踪实验结果表明, 基于 Gabor-LBP 的目标描述模型能有效克服光照变化、混乱和目标旋转的影响, 并能容忍一定程度的目标尺度变化, 具有稳定的跟踪效果。



(a) 序列1



(b) 序列2

图8 跟踪性能对比

4 结语

本文提出了一种结合 Gabor 变换和旋转不变一致 LBP 来建立灰度目标的多级纹理模式联合直方图,并采用 Mean-Shift 算法来实现目标跟踪的方法。Gabor 小波和旋转不变一致 LBP 是互补的,因为旋转不变一致 LBP 编码了目标的局部纹理特征,而 Gabor 小波捕获了更大尺度范围内的目标外形特征,二者的结合能给出比使用其中任何一个更好的描述性能。Gabor 变换、旋转不变一致 LBP 算子、纹理模式联合直方图的采用使得该方法对光照变化、混乱和目标旋转等具有良好的鲁棒性。实验结果验证了该方法的对灰度目标跟踪的有效性。

参考文献:

- [1] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
- [2] SHEN CHUNHUA, BROOKS M J. Fast global kernel density mode seeking: Applications to localization and tracking[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(5): 1457-1469.
- [3] 管志强,陈钱,钱惟贤,等. 一种基于算法融合的红外目标跟踪方法[J]. 光学学报, 2008, 28(5): 860-865.
- [4] AVIDAN S. Ensemble tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 261-271.
- [5] 张旭光,张叶,王延杰. 基于 Mean-Shift 算法的灰度人脸跟踪[J]. 光电工程, 2008, 35(1): 45-54.
- [6] 张旭光,赵恩良,王延杰. 基于 Mean-Shift 的灰度目标跟踪新算

法[J]. 光学技术, 2007, 33(2): 226-229.

- [7] PORAT M, ZEEVI Y. The generalized Gabor scheme of image representation in biological and machine vision[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, 10(4): 452-468.
- [8] LEE T S. Image representation using 2D gabor wavelets[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(10): 959-971.
- [9] LIU CHENGJUN. Gabor-based kernel PCA with fractional power polynomial models for face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(5): 572-581.
- [10] 张文超,山世光,张洪明,等. 基于局部 Gabor 变化直方图序列的人脸描述与识别[J]. 软件学报, 2006, 17(12): 2508-2517.
- [11] OJALA T, PIETIKÄINEN M, MÄENPÄÄ T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [12] TIMO A, ABDENOUR H, MATTI P. Face recognition with local binary patterns[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Prague: Springer-Verlag, 2004, 469-481.
- [13] 施智平,胡宏,李清勇,等. 基于纹理描述子的图像检索[J]. 软件学报, 2005, 16(6): 1039-1045.
- [14] 王玮,黄非非,李见为,等. 使用多尺度 LBP 特征描述与识别人脸[J]. 光学·精密工程, 2008, 16(4): 696-705.

(上接第 1462 页)

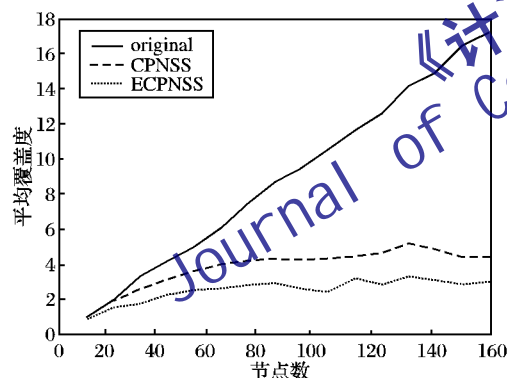


图6 节点数和网络平均覆盖度的关系

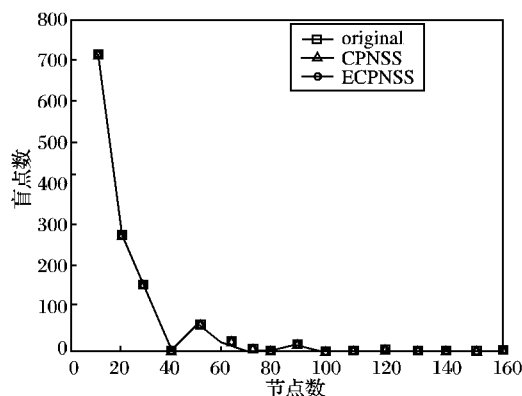


图7 节点数和盲点数的关系

参考文献:

- [1] TILAK S, ABU-GHAZALEH N B, HEINZELMAN W. A taxonomy of wireless sensor network models[J]. Mobile Computing and Communications Review, 2002, 1(2): 1-8.
- [2] WU YONGAN, LI MIN, CAI ZHIPING, et al. A distributed algo-

rithm to approximate node-weighted minimum α -Connected (θ, k) coverage in dense sensor networks[C]// Proceedings of the International Frontiers of Algorithmics Workshop. Berlin: Springer, 2008: 221-232.

- [3] 王鲁鹏. 无线传感器网络覆盖与连通问题研究[D]. 长沙: 中南大学, 2005.
- [4] TIAN DI, GEORGANAS N D. A coverage-preserving node scheduling scheme for large wireless sensor networks[C]// Proceedings of ACM Workshop on Wireless Sensor Networks and Applications. New York: ACM, 2002: 124-128.
- [5] WANG XIAORUI, XING GUOLIANG, ZHANG YUANFANG. Integrated coverage and connectivity configuration in wireless sensor networks[C]// Proceedings of the 1st ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems. New York: ACM, 2003: 234-236.
- [6] ZHANG SHUO, LIU YUHENG, PU JUHUA. An enhanced coverage control protocol for wireless sensor networks[C]// 42nd Hawaii International Conference on System Sciences. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 1-7.
- [7] MAO YINGCHI, ZHOU XIAOFENG, ZHU YUQI. An energy-aware coverage control protocol for wireless sensor networks[C]// 2008 International Conference on Information and Automation. New York: IEEE, 2008: 200-205.
- [8] HUANG C F, TSENG Y C. A survey of solutions to the coverage problems in wireless sensor networks[J]. Journal of Internet Technology, Special Issue on Wireless Ad Hoc and Sensor Networks, 2004, 12(3): 2356-2359.
- [9] ZHANG H, HOU C J. Maintaining sensing coverage and connectivity in large sensor networks[EB/OL]. [2009-10-23]. <http://www.gta.ufrj.br/wsns/Topology/Maintaining.pdf>.
- [10] SLIJEPEVIC S, POTKONJAK M. Power efficient organization of wireless sensor networks[EB/OL]. [2009-10-23]. <http://www.cs.ucla.edu/~miodrag/papers/ICC2001.pdf>.