

空间相关背景加权直方图均值漂移目标跟踪

初红霞¹, 谢忠玉¹, 王君祥¹, 李占英², 李欣²

(1. 黑龙江工程学院 电气与信息工程学院, 哈尔滨 150050; 2. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 哈尔滨 150001)

摘要: 针对传统的基于直方图的均值漂移跟踪算法, 当目标出现于复杂跟踪条件时, 因无法显著区分颜色相近的目标或背景而导致跟踪失败的问题, 提出一种基于空间相关背景加权直方图的均值漂移跟踪算法, 并给出了推导过程. 实验结果表明, 该算法通过在目标模型中减少背景显著特征来增强目标定位, 能在遮挡、光照变化等复杂情况下实现有效的目标跟踪, 改善了传统均值漂移算法中模板不能及时更新等方面的局限性.

关键词: 均值漂移; 空间相关背景加权直方图; 目标跟踪

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Mean shift target tracking with spatiogram corrected background-weighted histogram

CHU Hong-xia¹, XIE Zhong-yu¹, WANG Jun-xiang¹, LI Zhan-ying², LI Xin²

(1. Electrical and Information Engineering Institute, Heilongjiang Institute of Technology, Harbin 150050, China; 2. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China. Correspondent: CHU Hong-xia, E-mail: chx0420@163.com)

Abstract: For the traditional mean shift tracking algorithm based on histogram, tracking is failing when the target appears under the complicated tracking conditions. It can't significantly distinguish color-similar targets and backgrounds. A kind of mean shift tracking algorithm based on spatiogram corrected background weighted histogram is proposed, and its detailed derivation is given. Targeting positioning is enhanced by reducing background prominent feature in target models. Experiment results show that the algorithm can effectively track the targets on complicated situations of occlusion and illumination variations, and can improve the limitations that traditional mean shift template can't be updated.

Key words: mean shift; spatiogram corrected background weighted histogram; target tracking

0 引言

在开放的环境下进行视觉跟踪是当今计算机视觉研究的一个热点, 已被广泛应用于军事机器人、视频监控等领域. 视觉跟踪要求在光照变化、遮挡等引起的各种干扰下, 准确有效地跟踪不同背景条件下的不同目标. 近年来, 视觉跟踪方法有了长足的进步, 出现了大量的跟踪算法. 这些算法大致可以分为两类: 确定性方法和随机性跟踪方法, 两者的代表算法分别是均值漂移^[1-2]和粒子滤波^[3-4]. 确定性算法计算量小, 实时性高, 适于实时监控等应用; 而随机性跟踪法由于需要计算大量的采样, 具有更高的准确性, 但实时性略低于前者.

由于具有较高的跟踪实时性和准确度, 均值漂移算法得到了广泛应用, 但是在诸如跟踪目标出现目标

与背景颜色相近的复杂条件下, 其跟踪结果往往出现偏差, 甚至跟踪失败. 为了解决这样的问题, 本文利用均值漂移算法模块容易与别的算法集成的优势将它与其他算法进行有效融合, 提出一种基于空间相关背景加权直方图的均值漂移跟踪算法, 即在均值漂移框架和空间直方图^[5-6]的基础上, 通过引入空间相关背景加权直方图对均值漂移算法进行改进和优化. 算法利用空间直方图包含每个子空间的空间信息和通过在目标模型中减少背景显著特征两种优势来增强目标定位. 实验结果表明, 该算法能够有效地处理遮挡、光照变化和不精确的初始化目标等复杂情况, 对目标进行准确有效的跟踪, 具有良好的鲁棒性, 改进了传统均值漂移模板不能及时更新等方面的局限性.

收稿日期: 2012-12-24; **修回日期:** 2013-02-26.

基金项目: 黑龙江省教育厅科学技术研究项目(12531528).

作者简介: 初红霞(1976-), 女, 讲师, 博士, 从事模式识别、计算机视觉的研究; 谢忠玉(1974-), 女, 讲师, 博士, 从事模式识别、智能系统的研究.

1 空间相关背景加权直方图

1.1 空间直方图模型

直方图可以用 $h_F: v \rightarrow \mathbf{Z}^*$ 来表示, 它是像素 $x \in X$ 的个数. 其中: $v \in V$, \mathbf{Z}^* 是非负整数的集合. 用高阶矩的函数 g , 即 $h_F^{(i)}(v) = \sum_{x \in X} x^i g_F(x, v)$ 来表示 i 阶矩的函数, 并把它定义为空间直方图. 定义的第 k 阶空间直方图是所有 k 阶矩的数组 $\langle h_F^{(0)}(v), \dots, h_F^{(k)}(v) \rangle$, 因此直方图即为其中的一阶矩. 若为二阶的空间直方图, 则有

$$h_I^{(2)}(b) = \langle n_b, \mu_b, \Sigma_b \rangle, \quad b = 1, 2, \dots, B. \quad (1)$$

其中: n_b 是像素数, 其取值是第 b 个子空间的值; μ_b 和 Σ_b 分别是这些像素坐标的均值向量和协方差矩阵; $B = |V|$ 是空间直方图子空间的个数.

1.1.1 目标模型和候选模型

假定目标模型和候选模型的空间直方图分别用 q' 和 $p(y)$ 来描述, 对于空间直方图, 还要考虑均值和协方差.

1) 目标模型

$$q' = \langle n'_b, \mu'_b, \Sigma'_b \rangle. \quad (2)$$

其中: n'_b 、 μ'_b 和 Σ'_b 分别为

$$\begin{aligned} n'_b &= C \sum_{i=1}^N k(\|x_i\|^2) \delta_{ib}, \\ \mu'_b &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y) \delta_{ib}, \\ \Sigma'_b &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu'_b(y))^T (x_i - \mu'_b(y)) \delta_{ib}. \end{aligned} \quad (3)$$

这里: $C = 1 / \sum_{i=1}^N k(\|x_i^*\|^2)$ 是标准化的常系数, δ 是 Kronecker delta 函数, N 是模型区域的像素数, $k(\|\cdot\|^2)$ 是 Epanechnikov 核函数.

2) 候选模型

$$p(y) = \langle n_b(y), \mu_b(y), \Sigma_b(y) \rangle. \quad (4)$$

其中: $n_b(y)$ 、 $\mu_b(y)$ 和 $\Sigma_b(y)$ 分别为

$$\begin{aligned} n_b(y) &= C_h \sum_{i=1}^{N_h} k(\|(x_i - y)/h\|^2) \delta_{ib}, \\ \mu_b(y) &= \frac{1}{N_h} \sum_{i=1}^{N_h} (x_i - y) \delta_{ib}, \\ \Sigma_b(y) &= \end{aligned}$$

$$\frac{1}{N_h} \sum_{i=1}^{N_h} (x_i - \mu_b(y))^T (x_i - \mu_b(y)) \delta_{ib}. \quad (5)$$

这里: $C_h = 1 / \sum_{i=1}^{N_h} k(\|(y - x_i)/h\|^2)$ 也是标准化常系数, 带宽 h 指候选目标矩形框尺寸, N_h 是区域 h 的像素数.

1.1.2 相似性函数

为了比较两个空间直方图之间的相似性, 可以用两个直方图之间的相似性加权和来计算, 即

$$\rho(y) = \rho(p(y), q') = \sum_{b=1}^B \varphi_b(y) \sqrt{n_b(y) n'_b}, \quad (6)$$

其中 $\varphi_b(y)$ 是空间相似性测量. 对于一个二阶空间直方图, 设定 φ_b 是 \bar{X}_b 从高斯分布 (\bar{X}_b, Σ'_b) 中抽取的概率乘以在逆方向的概率, 即

$$\begin{aligned} \varphi_b(y) &= \\ &\eta \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mu_b(y) - \mu'_b)^T \hat{\Sigma}_b^{-1}(y) (\mu_b(y) - \mu'_b) \right\}. \end{aligned} \quad (7)$$

其中: η 是高斯标准化常数, $\hat{\Sigma}_b^{-1}(y) = \Sigma_b^{-1}(y) + (\Sigma'_b)^{-1}$.

1.2 空间相关背景加权直方图 (SCBWH)

设 $\{\hat{O}_u\}_{u=1, \dots, m}$ 表示在特征空间中背景的离散直方图, \hat{O}^* 是 $\{\hat{O}_u\}_{u=1, \dots, m}$ 中最小的非零值, 它由附近目标区域计算得到, 通常选取背景区域是目标区域大小的 3 倍. 则系数

$$\{v_u = \min(\hat{O}^*/\hat{O}_u, 1)\}_{u=1, \dots, m} \quad (8)$$

被用来定义在目标模型和候选模型表示之间的一种变换. 这种转换能减少具有较小值 v_u 的特征权值, 即背景中的显著特征. 借鉴文献 [7] 只对目标模型公式进行变换, 下面推导出空间相关背景加权直方图模型.

假定目标模型和候选模型的空间相关背景加权直方图分别用 q'' 和 $p(y)$ 来描述.

1) 目标模型.

目标模型用 q'' 来描述, 即

$$q'' = \langle n''_b, \mu'_b, \Sigma'_b \rangle, \quad (9)$$

其中: μ'_b 和 Σ'_b 与式 (3) 相同, 而 n''_b 为

$$n''_b = C'' v_u \sum_{i=1}^N k(\|x_i\|^2) \delta_{ib}. \quad (10)$$

这里 C'' 为标准化常数, 即

$$C'' = 1 / \sum_{i=1}^N k(\|x_i^*\|^2) \sum_{u=1}^m v_u \delta_{ib}.$$

2) 候选模型.

候选模型同式 (4).

以上两种新的模型表示方法与原始的空间直方

图均值漂移模型表示方法相比, 只在目标模型 n''_b 中多了比例系数 v_u .

3) 相似性函数.

两个直方图之间的相似性也同样由两个直方图之间的相似性加权求和来计算, 即

$$\rho'(y) = \rho(p(y), q'') = \sum_{b=1}^B \varphi_b(y) \sqrt{n_b(y)n''_b}. \quad (11)$$

2 SCBWH 均值漂移目标跟踪

与均值漂移跟踪的分析方法一样, 要想得到均值偏移向量, 则应在当前位置上对直方图 $n(y_0)$ 和均值向量 $\mu(y_0)$ 进行泰勒级数展开, 最终得到

$$\rho'(y) \approx \rho'(y_0) + \Gamma'_n(y; y_0) + \Gamma'_\mu(y; y_0). \quad (12)$$

其中

$$\begin{aligned} \Gamma'_n(y; y_0) &= \\ [n(y) - n(y_0)]^T \frac{\partial \rho'}{\partial n}(y_0) &= \\ \frac{1}{2} \sum_{b=1}^B \varphi_b(y_0) \sqrt{\frac{n''_b}{n_b(y_0)} n_b(y)} - \frac{1}{2} \rho'(y_0), \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \Gamma'_\mu(y; y_0) &= \\ [\mu(y) - \mu(y_0)]^T \frac{\partial \rho'}{\partial \mu}(y_0) &= \\ \sum_{b=1}^B \varphi_b(y_0) \sqrt{n''_b n_b(y_0)} (\mu'_b - \mu_b(y_0)) \times \\ \hat{\Sigma}_b^{-1}(y_0) (\mu_b(y) - \mu_b(y_0)). \end{aligned} \quad (14)$$

把式(7)代入(13)和(14), 得到

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Gamma'_n}{\partial y} &= \\ \frac{C_h}{h^2} \sum_{b=1}^B \varphi_b(y_0) \sqrt{\frac{n''_b}{n_b(y_0)}} \sum_{i=1}^{N_h} k(\cdot) \delta_{ib} (y - x_i) &= \\ \sum_{i=1}^{N_h} \alpha'_i k\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right) (y - x_i), \\ \frac{\partial \Gamma'_\mu}{\partial y} &= - \sum_{b=1}^B \varphi_b(y_0) \sqrt{n''_b n_b(y_0)} \times \\ \hat{\Sigma}_b^{-1}(y_0) (\mu'_b - \mu_b(y_0)), \end{aligned} \quad (15)$$

其中权值 α'_i 的计算和推导过程如下:

$$\alpha'_i = \frac{C_h}{h^2} \sum_{b=1}^B \varphi_b(y_0) \sqrt{\frac{n''_b}{n_b(y_0)}} \delta_{ib} = \frac{C_h}{h^2} \sum_{b=1}^B \varphi_b(y_0) \sqrt{\frac{C'' v_u \sum_{i=1}^N k(\|x_i\|^2) \delta_{ib} C}{C_h \sum_{i=1}^{N_h} k(\|(x_i - y)/h\|^2) \delta_{ib} C}} \delta_{ib} =$$

$$\frac{C_h}{h^2} \sum_{b=1}^B \varphi_b(y_0) \sqrt{\frac{C'' v_u \sum_{i=1}^N k(\|x_i\|^2) \delta_{ib} C}{C_h \sum_{i=1}^{N_h} k(\|(x_i - y)/h\|^2) \delta_{ib} C}} \delta_{ib} =$$

$$\frac{C_h}{h^2} \sum_{b=1}^B \varphi_b(y_0) \sqrt{\frac{C'' v_u n'_b}{C n_b(y_0)}} \delta_{ib} =$$

$$\frac{C_h}{h^2} \sum_{b=1}^B \varphi_b(y_0) \sqrt{\frac{C''}{C}} \sqrt{v_u} \sqrt{\frac{n'_b}{n_b(y_0)}} \delta_{ib} =$$

$$\sqrt{\frac{C''}{C}} \sqrt{v_u} a_i. \quad (16)$$

$\sqrt{C''/C}$ 是一个常数比例因子, 在均值漂移跟踪过程中没有影响. 对式(16)进行简化, 有

$$a'_i = \sqrt{v_u} a_i. \quad (17)$$

式(17)清楚地反映了用原目标表示计算的权值 a_i 与通过应用背景信息计算的权值 a'_i 之间的关系. 在背景区域中点 i 的颜色越显著, 相应的 v_u 越小. 因此在式(17)中该点的权值减少, 对于目标定位的相关性也被减小. 如果不使用背景信息, 则 $v_u = 1$, a'_i 退化成 a_i , 变为原始的空间直方图目标表示.

把式(9)~(17)放在一起, 并将 $\partial \rho' / \partial y$ 设为零, 解出 y_1 的值为

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^{N_h} \alpha'_i g\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right) x_i - \sum_{b=1}^B v_b}{\sum_{i=1}^{N_h} \alpha'_i g\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)}, \quad (18)$$

其中

$$v_b = \varphi_b(y_0) \sqrt{n''_b n_b(y_0)} \hat{\Sigma}_b^{-1}(y_0) (\mu'_b - \mu_b(y_0)).$$

同样仍使用 Epanechnikov 核函数, 则核的导数是一个常数, 表示为

$$y_1 = \left(\sum_{i=1}^{N_h} \alpha'_i x_i - \sum_{b=1}^B v_b \right) / \sum_{i=1}^{N_h} \alpha'_i. \quad (19)$$

重新简化式(19), 有

$$y_1 = \sum_{i=1}^{N_h} (\alpha'_i x_i - \hat{v}_i) / \sum_{i=1}^{N_h} \alpha'_i, \quad (20)$$

其中 $\hat{v}_i = \sum_{b=1}^B v_b \delta_{ib} / \sum_{j=1}^{N_h} \delta_{jb}$.

式(20)中, 每个像素在 $x_i - \hat{v}_i / \alpha'_i$ 方向与 $\|\alpha'_i x_i - \hat{v}_i\|$ 成比例. 从式(20)可以看出该公式与传统均值漂移向量公式相类似.

在跟踪开始时使用并初始化背景颜色模型 $\{\hat{O}_u\}_{u=1, \dots, m}$. 为了保证鲁棒的跟踪性能, 必须动

态地更新背景模型. 首先计算当前帧背景特征 $\{\hat{O}'_u\}_{u=1,\dots,m}$ 和 $\{v'_u\}_{u=1,\dots,m}$; 然后计算当前的背景模型 $\{\hat{O}'_u\}_{u=1,\dots,m}$ 与旧的背景模型 $\{\hat{O}_u\}_{u=1,\dots,m}$ 之间的 Bhattacharyya 相似性, 有

$$\rho = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{O}_u \hat{O}'_u}. \quad (21)$$

如果 ρ 比阈值小, 则表明背景发生了很大的变化, 此时用 $\{\hat{O}'_u\}_{u=1,\dots,m}$ 、 $\{v'_u\}_{u=1,\dots,m}$ 分别更新 $\{\hat{O}_u\}_{u=1,\dots,m}$ 和 $\{v_u\}_{u=1,\dots,m}$, 式(9)中利用新的 $\{v'_u\}_{u=1,\dots,m}$ 来计算转移目标模型 n''_b ; 否则, 不更新背景模型.

以上对空间相关背景加权直方图均值漂移目标跟踪算法过程进行了具体描述, 下面详细给出算法步骤.

Step 1: 进行均值漂移算法的初始化. 选定目标区域, 计算空间相关背景加权直方图. 即利用式(2)计算目标模型 q' 和背景加权直方图 $\{\hat{O}_u\}_{u=1,\dots,m}$, 再由式(8)计算 $\{v_u\}_{u=1,\dots,m}$, 由式(9)计算转换的目标模型 q'' . 在前一帧初始化目标的初始位置为 y_0 .

Step 2: 令 $k \leftarrow 0$, 由式(4)计算当前帧目标候选模型 $\hat{p}(y_0)$.

Step 3: 由式(17)计算权值 a'_i .

Step 4: 由式(20)计算目标候选区域新位置 y_1 .

Step 5: 假定 $d \leftarrow \|y_1 - y_0\|$, $y_0 \leftarrow y_1$, $k \leftarrow k + 1$. 设置误差阈值 ε_1 (默认值 0.15), 最大迭代数 D , 背景模型更新阈值 ε_2 (默认值 0.5).

如果 $d < \varepsilon_1$ 或 $k \geq D$, 则在当前帧跟踪结果的基础上计算 $\{\hat{O}'_u\}_{u=1,\dots,m}$ 和 $\{v'_u\}_{u=1,\dots,m}$. 如果式(21)计算的 ρ 比 ε_2 小, 则 $\{\hat{O}_u\}_{u=1,\dots,m} \leftarrow \{\hat{O}'_u\}_{u=1,\dots,m}$, $\{v_u\}_{u=1,\dots,m} \leftarrow \{v'_u\}_{u=1,\dots,m}$. 利用式(9)更新 $\{\hat{q}'_u\}_{u=1,\dots,m}$.

停止迭代, 下一帧运行到 Step 2, 否则转 Step 3.

3 实验结果与分析

将颜色空间划分成若干个 SCBWH 子空间; 然后计算每个小区间内的空间相关背景加权颜色直方图. 经综合考虑, 采用 R、G、B 三个分量构成目标特征空间, 考虑到实时性和准确性要求, 使用 $16 \times 16 \times 16$ 的子空间划分.

3.1 与空间直方图均值漂移目标跟踪算法的实验对比和分析

为验证 SCBWH 目标跟踪方法的跟踪效果和有效性, 选用具有代表性的测试数据进行实验, 数据来自于文献[8]. 算法实现都是在 Matlab 7.01 软件环境下进行的.

实验 1 实验序列是 headtracker 中 seq-mg 序列, 视频大小为 128×96 , 共有 30 帧. 被跟踪的目标是人脸. 目标所处的背景环境较为复杂, 运动过程中头部存在平面内旋转、光照以及在运动过程中存在与人脸相近的背景物的干扰, 因此受背景特征影响较大. 分别用两种算法对目标进行跟踪, 每隔几帧选取跟踪结果. 图 1 的实验结果表明: 空间直方图均值漂移跟踪 (SpatioGRAMs)^[5] 在人体旋转后均跟踪失败; 而 SCBWH 目标跟踪因为空间相关背景直方图在目标模型的表示中能提供更丰富的空间信息和捕捉更丰富的目标描述, 受光照影响也较低; 此外 SCBWH 还能使显著特征增强而背景特征减弱, 从而更精确地定位目标, 最终实现稳定跟踪.

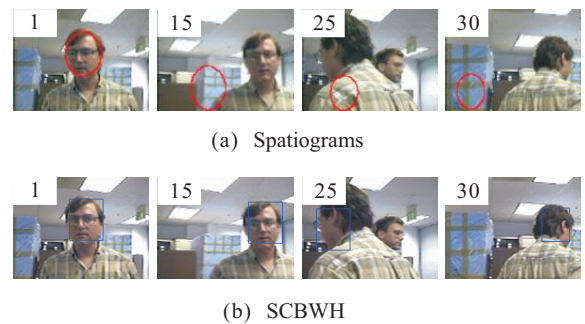


图 1 SpatioGRAMs、SCBWH 目标跟踪比较

为了验证 SCBWH 目标跟踪算法的计算复杂性, 图 2 给出了 SCBWH 和空间直方图两种目标跟踪方法的迭代数. SCBWH 目标跟踪迭代的平均数是 3.75, 而空间直方图是 7.12. SCBWH 迭代次数明显减少的原因是: 1) 由于空间直方图包含更丰富的空间信息, 使搜索空间变小, 同时计算的空间特征点数减小; 2) 由于系数 v_u 的加入减弱了背景中显著特征的影响, 导致目标特征能更好地突出在跟踪过程中, 从而较容易迭代并找到目标.

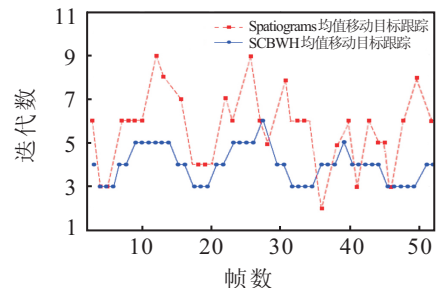


图 2 seq-mg 序列迭代数

实验 2 为了进一步验证算法的鲁棒性, 实验序列分别取自 headtracker/seq 中的 seq-mb 序列. 序列的大小为 128×96 , 共有 500 帧. 对这个序列跟踪的困难在于目标经历了与被跟踪目标颜色非常相近背景物的遮挡. 空间直方图均值漂移跟踪^[5] 对这种具有复杂

连续遮挡的目标无能为力, 根本不能实现定位, 因此本文没有给出跟踪结果. 图 3 给出了本文算法在两个颜色非常相近的脸部遮挡存在时的关键帧跟踪结果. 实验结果表明, 在复杂遮挡条件下本文算法均能实现鲁棒跟踪.

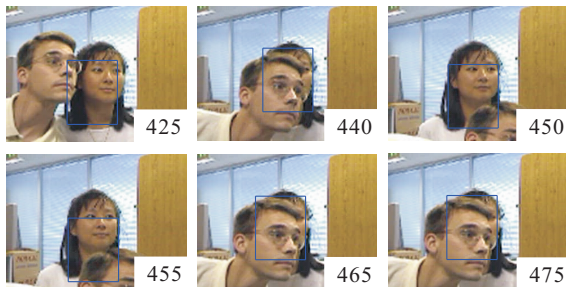


图 3 seq-mb 序列人脸遮挡时 SCBWH 跟踪

3.2 精确和不精确目标初始化跟踪的实验结果对比分析

实验 3 实验序列是 headtracker 中 seq-cubicle 序列. 被跟踪目标是人的脸部, 视频大小为 128×96 , 共有 51 帧. 使用该序列来测试算法对不精确目标初始化跟踪的鲁棒性. 图 4 和图 5 分别给出了初始目标精确定位和不精确定位 SCBWH 人脸跟踪效果. 参照图 5, 在第 1 帧, 初始化目标区域特意被选成只占有一小部分人脸的头部而包含更多的背景信息. 用 29×34 大小的区域初始化目标模型, 并令这个区域包含许多背景元素. 然后背景模型被初始化成 56×66 , 大小近似为目标区域的 3 倍. 得到与图 4 初始精确定位一样的跟踪结果. SCBWH 减少了由目标和背景共有的特征影响, 增强了目标模型的显著特征, 减少了目标

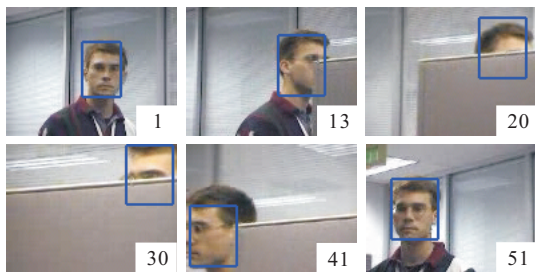


图 4 初始目标精确定位 SCBWH 人脸跟踪

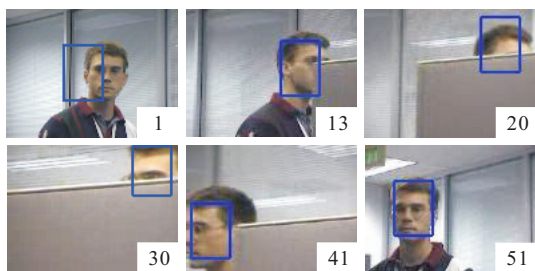


图 5 初始目标不精确定位 SCBWH 人脸跟踪

定位中显著背景的相关性, 因此对目标初始化的依赖性较小.

4 结 论

本文提出了空间相关背景加权直方图的均值漂移目标跟踪方法, 通过只在目标模型中减少背景显著特征来减弱突出的背景特征对目标定位的干扰, 并给出了详细的推导过程. 实验结果表明, 该算法能较好地适应颜色相近、光线变化、遮挡等图像序列中的目标跟踪, 改善了传统基于彩色直方图和空间直方图的局限性, 即使在初始定位较差的情况下 SCBWH 也能鲁棒地跟踪目标, 大大减少了跟踪算法对目标初始化的敏感性. 但算法对尺度变化没有自适应性.

参考文献(References)

- [1] 文志强, 朱艳辉, 李长云. 基于广义松弛方法的快速均值偏移算法的研究[J]. 控制与决策, 2011, 26(8): 1209-1213.
(Wen Z Q, Zhu Y H, Li C Y. Study on fast mean shift algorithm based on generalized overrelaxed methods[J]. Control and Decision, 2011, 26(8): 1209-1213.)
- [2] 李冠彬, 吴贺丰. 基于颜色纹理直方图的带权分块均值漂移目标跟踪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(12): 2059-2066.
(Li G B, Wu H F. Weighted fragments-based mean shift tracking using color-texture histogram[J]. J of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2011, 23(12): 2059-2066.)
- [3] 熊剑, 刘建业, 赖际舟. 基于二阶插值滤波的粒子滤波改进算法研究[J]. 控制与决策, 2009, 24(6): 907-910.
(Xiong J, Liu J Y, Lai J Z. Improved particle filtering algorithm based on 2-order interpolation filtering[J]. Control and Decision, 2009, 24(6): 907-910.)
- [4] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for on-line nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Trans on Signal Process, 2002, 50(2): 174-188.
- [5] Birchfield S T, Rangarajan S. Spatiograms versus histograms for region-based tracking[C]. Proc of CVPR, San Diego, 2005, 2: 1158-1163.
- [6] Stanley T Birchfield, Sriram Rangarajan. Spatial histograms for region-based tracking[J]. ETRI J, 2007, 29(5): 697-699.
- [7] Ning J, Zhang L, Zhang D, et al. Robust mean shift tracking with corrected background-weighted histogram[J]. IET Computer Vision, 2012, 6(1): 62-69.
- [8] <http://www.ces.clemson.edu/~stb/research/headtracker/seq/>

(责任编辑: 李君玲)