

基于黎曼流型度量的人工鱼群算法视觉跟踪

丁昕苗¹ 郭文^{1,2} 徐常胜²

(山东工商学院信息与电子工程学院 烟台 264005)¹ (中国科学院自动化研究所 北京 100190)²

摘要 针对经典的基于协方差算子的跟踪方法不能适应目标的遮挡及其全局搜索造成的过多计算消耗问题,提出了一种在黎曼流型度量上的人工鱼群算法的视觉跟踪方法。该方法将融合了目标的位置、颜色、梯度等特征区域的协方差算子作为目标的表现模型,以提高它对姿态变化以及亮度变化的适应性。利用人工鱼群算法搜寻目标与候选目标之间最优的匹配,其并行运算机制提高了跟踪算法的效率,其全局搜索的能力则提高了算法对遮挡问题的鲁棒性。实验结果表明,该算法在复杂背景情况下具有目标跟踪的鲁棒性。

关键词 视觉跟踪,协方差算子,人工鱼群算法,马氏距离,黎曼流型

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Visual Tracking of Artificial Fish Swarm Algorithm Based on Riemannian Manifold Metric

DING Xin-miao¹ GUO Wen^{1,2} XU Chang-sheng²

(Electronic Engineering Department, Shandong Institutes of Business and Technology, Yantai 264005, China)¹

(Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)²

Abstract A novel visual tracking method based on artificial fish swarm algorithm on Riemannian manifold metric was proposed. The new algorithm can well deal with the interactive occlusion, and consume less computation load comparing with global exhaustive search, both of which are the limits of classical covariance descriptor tracker. The paper used covariance descriptor combining with object information of position, color, and gradient to enhance the adaptability to change of gesture and illumination changing. The artificial fish swarm algorithm was utilized to find the best matching between object and candidate. Its parallel operation and global search ability improves the effectiveness of processing and can be more robust to occlusion. The experimental results show that the proposed method is more robust for visual tracking under complex scene.

Keywords Visual tracking, Covariance descriptor, Artificial fish swarm algorithm, Mahalanobis distance, Riemannian manifold

视觉跟踪是当前计算机视觉领域的热点问题,融合了图像处理、模式识别、人工智能等多种不同领域的理论知识,在军事制导、视觉导航、安全监控、智能交通、视频编码等领域中有着广阔的应用前景。

所谓目标跟踪,就是在序列图像的每帧图像中准确定位所感兴趣的运动目标所处的位置^[1]。其主要的步骤:一是建立目标模型,即对目标外观进行描述,以明确跟踪任务所针对的对象;二是对目标进行定位,即确定目标的位置,根据每一时刻的位置,可计算出目标的运动参数,如位置、速度、运动轨迹等^[2]。其中前一步骤是跟踪的基础。目标跟踪的难点在于目标的姿态变化,光照、背景变化或者目标的交互遮挡等原因造成无法准确地描述目标模型。因此,如何建立有判别力的目标表现模型,对目标跟踪至关重要。

对目标表现模型建立问题,国内外提出了很多方法。基于颜色直方图的均值漂移算法简单且鲁棒性较好^[3-6]。Mean

shift 跟踪算法通常将颜色直方图作为目标模型描述,建立概率密度函数,用相似度函数度量目标模型和候选目标之间的相似性,通过求相似度函数的最大值得到关于目标的均值漂移向量,从而将跟踪问题转化为基于均值漂移的模式匹配问题,最终迭代搜索到目标的位置^[3,7]。它显著的优点是算法计算量小、简单易实现,很适合实时跟踪场合。但是这种基于颜色直方图的跟踪方法缺少可靠的空间信息,跟踪小目标和快速移动目标时常常失败,而且在全部遮挡情况下不能恢复跟踪,因此在跟踪中很容易丢失目标。局部二值模式(LBP)^[8]直方图是另外一种目标模型描述方法,这种特征不受自然场景下灰度尺度造成的影响,例如在光照变化条件下对目标跟踪有较好的鲁棒性。梯度方向直方图 HOG^[9](Histogram of oriented gradient)也是一种很有效的模型描述方法,在该方法中包含了空间和边缘方向信息。但这几种模型描述方法所包含的特征时空信息有限,对复杂场景下运动目

到稿日期:2011-06-17 返修日期:2011-10-17 本文受国家自然科学基金(60970092,60970105),山东工商学院青年科研基金(2011QN074,2011QN075),山东省自然科学基金(ZR2011FQ039)资助。

丁昕苗(1979-),女,博士,讲师,主要研究方向为计算机视觉、图像理解,E-mail:dingxinmiao@126.com;郭文(1978-),男,博士,讲师,主要研究方向为计算机视觉、多媒体图像分析、机器学习,E-mail:wguo@nlpr.ia.ac.cn(通信作者)。

标的遮挡处理能力有限。

近来,区域协方差算子作为一类有效快速的特征被 Tuzel 等人在 2006 年引入到目标检测和目标跟踪中^[10,11],它使用协方差矩阵来表达图像中的目标区域。这种方法很好地融合了目标的位置、颜色、梯度等多个特征,对旋转、尺度缩放以及亮度变化都有很强的适应性,是一种理想的模型描述方法。然而在视觉跟踪中,优化两个协方差矩阵的最小相关度,需要遍历整幅图像,速度较慢。而且,当目标外形发生较大改变或被遮挡时,将会很容易出现因目标模型的更新问题而导致跟踪失败,使得这种方法的使用受到了限制。2002 年,李晓磊提出了一种基于鱼群行为、寻求全局最优的新型搜索策略——人工鱼群算法^[12],其是一种高效的全局性优化算法,可以在较短时间内找到全局最优值,并且可以避免算法收敛到局部最优值而无法跳出。本文提出了一种基于黎曼流型度量上的人工鱼群视觉跟踪方法,其既保证了协方差矩阵这种目标描述方法的鲁棒性,又提高了算法对目标遮挡问题的处理能力,其并行的机制也大大提高了跟踪的效率。

1 区域协方差算子的黎曼度量

1.1 区域协方差算子简介

假设一幅二维图像 I 中的目标区域 R 大小为 $M \times N$, 每个像素点生成一个 d 维的特征向量 h_k , 它的元素可以是像素的空间位置信息、亮度、颜色、梯度等。特征向量可以根据实际应用的需要来选择。本文中彩色图像采用了如下的特征向量:

$$h_k = \begin{bmatrix} x & y & R(x, y) & G(x, y) & B(x, y) & I_x(x, y) & I_y \\ (x, y) & I_{xx}(x, y) & I_{yy}(x, y) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, (x, y) 为像素的坐标; $R(x, y), G(x, y), B(x, y)$ 为 RGB 颜色值; $I_x(x, y), I_y(x, y)$ 为灰度图像在 (x, y) 的一阶梯度, $I_{xx}(x, y), I_{yy}(x, y)$ 为灰度图像在 (x, y) 的二阶梯度。

目标区域 R 的协方差算子 C_R 可以表示为

$$C_R = \frac{1}{MN} \sum_{k=1}^{MN} (h_k - \mu_R)^T (h_k - \mu_R) \quad (2)$$

式中, $\mu_R = \frac{1}{MN} \sum_{k=1}^{MN} h_k$ 。

协方差矩阵 C_R 是一个 $d \times d$ 的实对称正定矩阵, 其对角线上的值表示每个独立的特征向量, 而非对角线上的值表示特征之间的相关量。 C_R 的大小仅仅取决于选取的特征向量的维数 d , 而与目标区域的大小 $M \times N$ 无关。由于在对协方差矩阵的计算中本身就已经进行了去均值化, 因此它对目标区域的亮度均值变化具有不变性。若对特征向量中的像素空间位置信息进行修正, 那么协方差矩阵对目标区域的描述也同样具有旋转不变性和尺度不变性。

1.2 协方差矩阵的黎曼度量

假定特征向量中任意两个特征不是完全相同的, 那么协方差矩阵就是一个正定对称矩阵, 所有的非奇异协方差矩阵构成一个连续的黎曼流型。两个协方差矩阵之间的相关性度量不属于欧氏空间的问题。诸多欧氏空间的距离度量方法不适宜表征协方差矩阵之间的相关性。比较两个矩阵是一个经典问题。对于两个实对称正定矩阵之间的相关性度量, 文献^[13]给出了一种在黎曼流型上的距离的度量方法, 有关理论的详细推导详阅文献^[13]。假设 A, B 都是正定的实对称矩阵, A, B 之间的距离可表示为

$$d(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n \ln^2 \lambda_i(A, B)} \quad (3)$$

这里 $\lambda_1(A, B), \dots, \lambda_n(A, B)$ 是式(3)的广义特征值, 满足

$$\det(\lambda A - B) = 0 \quad (4)$$

$$\text{进一步, } \lambda A - B = \sqrt{A}(\lambda E - \sqrt{A^{-1}B} \sqrt{A^{-1}})\sqrt{A}$$

正定的实对称矩阵 $\sqrt{A^{-1}B} \sqrt{A^{-1}}$ 的特征值是正实数, 这样对 $\lambda_1(A, B), \dots, \lambda_n(A, B)$ 的计算就转化为求解矩阵 $\sqrt{A^{-1}B} \sqrt{A^{-1}}$ 的特征值。

上述 $d(A, B)$ 的定义满足下面 3 条性质。

非负性: $d(A, B) \geq 0$, 当且仅当 $A=B$ 时等号成立;

对称性: $d(A, B) = d(B, A)$;

三角不等式: $d(A, C) \leq d(A, B) + d(B, C)$ 。

2 人工鱼群算法

人工鱼群算法是一种新型仿生优化算法, 是群体智能思想的一个具体应用。它具备并行处理能力和全局搜索能力等特点, 在函数值优化^[14]、神经网络优化^[15] 等已有不错的应用。

2.1 算法概述

在一片水域中, 鱼往往能自行地或尾随其他鱼找到营养物质多的地方, 因而鱼生存数目最多的地方一般就是本水域中营养物质最多的地方。人工鱼群算法根据这一特点, 通过构造人工鱼来模仿鱼群的觅食、聚群、追尾等行为, 从而实现寻优。

假设在 d 维空间中, 有 X_1, X_2, \dots, X_n , n 条鱼, 第 i 条鱼用一个 d 维向量 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ 表示, 其中 $i=1, 2, \dots, n$ 。人工鱼当前所在位置的食物浓度表示为 $Y = f(X)$, 其中 Y 为目标函数值, X 为 d 维向量。 $d_{i,j} = \|X_i - X_j\|$ 表示人工鱼个体之间的距离; $Visual$ 表示人工鱼的感知距离; $step$ 表示人工鱼移动的最大步长; δ 为拥挤度因子。

(1) 觅食行为

设人工鱼当前状态为 X_i , 当前状态的食物浓度即为 Y_i , 在其视觉范围内随机选择一个状态 X_j , 即

$$X_j = X_i + Rand() * Visual \quad (5)$$

如果该状态的食物浓度 Y_j 优于 Y_i , 则 X_i 向 X_j 方向前进一步, 即

$$X_{i_{next}} = X_i + Rand() * step * \frac{X_j - X_i}{\|X_j - X_i\|} \quad (6)$$

反之, 则重新随机选择状态 X_j , 判断其是否满足前进条件。反复 try-number 次后, 如果仍不满足前进条件, 则随机移动一步, 即

$$X_{i_{next}} = X_i + Rand() * step \quad (7)$$

(2) 聚群行为

设人工鱼当前状态为 X_i , 搜索当前视野范围内 ($d_{i,j} < Visual$) 的伙伴中心位置 X_c 和伙伴数量 n_f 。如果中心位置的食物浓度 Y_c 优于 Y_i , 且不太拥挤 ($n_f/n < \delta$), 则向中心位置前进一步, 即

$$X_{i_{next}} = X_i + Rand() * step * \frac{X_c - X_i}{\|X_c - X_i\|} \quad (8)$$

否则, 执行觅食行为。

(3) 追尾行为

设人工鱼当前状态为 X_i , 搜索其视野范围内 ($d_{i,j} < Visu-$

al)最优的一个伙伴 X_{best} 。如果这个伙伴位置的食物浓度 Y_{best} 优于 Y_i , 则向这个伙伴前进一步, 即

$$X_{next} = X_i + Rand() * step * \frac{X_{best} - X_i}{\|X_{best} - X_i\|} \quad (9)$$

否则, 执行觅食行为。

(4) 行为选择

根据所要解决的问题性质, 对人工鱼当前所处的环境进行评价, 从而选择一种行为。常用的评价方法就是选择各行为中向最优方向前进最大的行为, 也就是各行为中使得人工鱼的下一个状态最优的行为。如果没有能使下一状态优于当前状态的行为, 则采取觅食行为。

3 视觉跟踪的算法

本文提出的算法主要有以下 3 个步骤: (1) 构造区域协方差矩阵; (2) 度量协方差矩阵的相关性; (3) 人工鱼群算法求最小相关性。在第一步中, 采用位置、颜色、梯度等 9 种特征构造每个候选目标区域的协方差, 然后计算各候选目标与初始目标区域协方差的相关性, 接着通过人工鱼群算法搜寻其中与模板相似度最大的区域作为目标区域。整个算法的框架结构如图 1 所示。

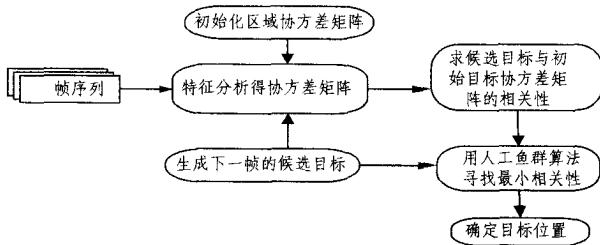


图 1 算法流程框架图

在应用人工鱼群算法时, 需要针对不同的问题选择合适的目标函数和距离函数。算法中选择如下:

(1) 目标函数 $f(X)$ 的确定

在基于协方差矩阵的视觉跟踪中, 最小化候选目标协方差矩阵与初始跟踪目标协方差矩阵的相似度距离是人工鱼群优化的目标, 因此目标函数为式(2)所定义的矩阵之间的距离, 即

$$f(X_i) = d(CR, CcR) = \sqrt{\sum \ln^2 \lambda(CR, CcR)} \quad (10)$$

式中, CR 是当前位置的协方差矩阵, CcR 为初始选择的跟踪目标的协方差矩阵。

(2) 人工鱼距离 $d_{i,j}$ 的确定

对于两个人工鱼个体之间的距离 $d_{i,j}$, 没有采用传统的欧式距离, 而是采用了马氏距离, 即

$$d_{ij} = (X_i - X_j)' S^{-1} (X_i - X_j) \quad (11)$$

因为它不受量纲的影响, 两点之间的马氏距离与原始数据的测量单位无关。由标准化数据和中心化数据(即原始数据与均值之差)计算出的二点之间的马氏距离相同。马氏距离更好地考虑了各个点在空间结构的不同, 还可以排除变量之间相关性的干扰。

(3) 行为选择

为了能求出最优的相关性距离, 使用了公告板机制。即首先执行聚群行为, 记录聚群后的 X_{next} 和此处的食物浓度 Y_i , 然后执行追尾行为, 记录聚群后的 X_{next} 和此处的食物浓度 Y_i 。选取两个结果中食物浓度最佳的作为本次的最优值,

并与公告板上的记录做比较。如果这次的最优, 则刷新公告板的记录。几次迭代之后, 公告板上记录的将是最终的优化解。

综上所述, 得到算法步骤如下:

① 鱼群初始化。随机生成 n 条人工鱼。

② 公告板赋初值。计算初始鱼群各人工鱼当前状态的食物浓度 $f(X)$, 取 $f(X)$ 为最小值者记入公告板, 并将此鱼位置也赋值给公告板。

③ 行为选择。对各人工鱼分别模拟聚群行为和追尾行为, 评价行动后的值, 选择 $f(X)$ 值较小的行为实际执行。

④ 公告板更新。种群迭代后, 如果种群最优鱼当前状态的 $f(X)$ 优于公告板的值, 则更新公告板。

⑤ 终止条件判断。判断是否已达到预置的最大迭代次数, 若满足, 算法终止, 输出最优解; 否则继续迭代。

4 实验结果分析

实验平台环境硬件为主频 intel Dual 1.73GHz、内存 1G 的笔记本电脑, Matlab9.0。为了评价所提算法的性能, 在各种挑战性的视频序列进行了测试。测试的目标有人、车等。实验视频序列来自 PETS2005 并且采用均值漂移算法和只用协方差算子的 Porikli 算法进行了对比试验。通过大量实验, 与其它两种算法相比, 本文算法在跟踪准确性方面以及抗光照、部分遮挡、阴影噪声干扰等鲁棒性方面性能更好。

实验 1 图 2 中给出的是一个 woman 序列, 描述的是一个行人经过一辆轿车, 这个视频序列的挑战在于存在目标的遮挡和动态背景。实验结果选取了第 118, 122, 133, 145 帧。在这几帧中, 目标被汽车遮挡。从结果可看出, 基于均值漂移算法的跟踪偏移较大, 基于协方差矩阵全局搜索的跟踪算法在第 118 帧出现了较大的偏差, 而本文提出的算法均取得了较好的跟踪效果。

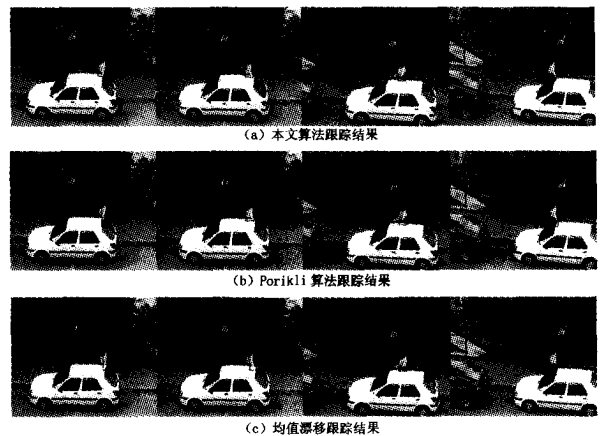


图 2 对部分遮挡目标的跟踪(分别为序列的第 118、122、133、145 帧)

实验 2 这个序列选自 PETS2005, 航拍的一个车队运行在跑道上, 所跟踪的车辆存在转弯、姿态改变。运行过程中光线突然变化, 航拍中运动摄像机有抖动, 这些都给跟踪带来了很大的困难。此处选取了实验结果中的第 163, 182, 224, 243 帧做对比, 其中前两帧存在较强的光照, 后两帧则存在转弯和姿态改变, 如图 3 所示。从结果中可以看出, 基于颜色直方图的均值漂移算法由于对光照变化和姿态变化不鲁棒, 导致跟踪存在巨大偏差。而基于协方差矩阵的全局搜索算法和本文算法都取得了不错的效果, 但由后面的误差曲线可以看出本

文提出的算法具有更准确的跟踪效果。

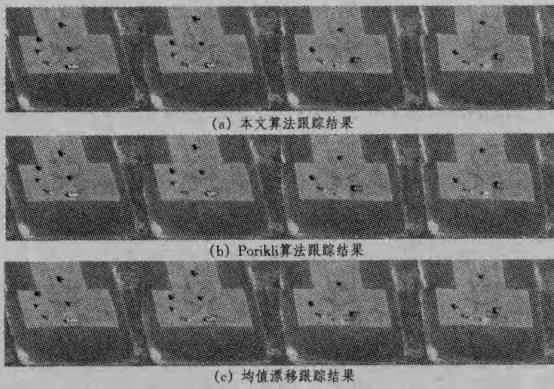


图3 对姿态变化和光线变化的目标跟踪(分别为序列的第163、182、224、243帧)

实验3 这个序列场景里描述的是雪雾天气下的一个交通场景。需要跟踪的白色车辆经过一个十字路口右转弯。这个目标的跟踪困难在于混杂的背景、运动目标的姿态变化、较大的颜色噪声。图4是第31,47,62,65帧的跟踪结果。从图中可以看出,均值漂移无法适应雪雾蔓延形成的白色噪声的影响和目标在转弯时的姿态变化,产生了较大的误差。另外两种算法则能较好地克服复杂环境的影响,取得较好的跟踪效果。其中在某些极端情况下,如图4中的第62帧,本文提出的算法比Porikli跟踪算法效果更加鲁棒。

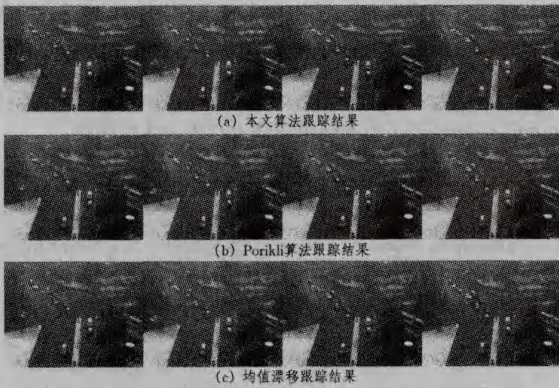


图4 对复杂干扰背景目标的跟踪(分别为序列的第31、47、62、65帧)

为了进一步对跟踪算法进行有效的分析,本文采用了两种误差评价方式:目标矩形框中心坐标的距离偏差和面积偏离比。其中面积偏离比定义如下:

表1 面积偏离率数据统计

序列名	均值漂移			Porikli算法			本文提出的方法		
	最大值	平均值	最小值	最大值	平均值	最小值	最大值	平均值	最小值
Woman	0.5183	0.1829	0	0.4141	0.187	0	0.2687	0.1294	0.14
Egtest	1	0.6349	0.357	0.7033	0.2273	0	0.4745	0.225	0.223
Snowroad	0.68	0.2205	0.185	0.4444	0.1473	0.185	0.3837	0.1306	0.98

结束语 本文提出了一种黎曼流型度量上的人工鱼群视觉跟踪算法。通过与相关算法的多组对比,在部分遮挡、姿态变化、复杂背景影响下,本算法具有更好的跟踪效果。本算法的主要特点包括:(1)采用了协方差算子描述目标模型,此方法与传统的模型描述方法相比,更好地融合了目标的时空信息,在噪声、形变、遮挡等复杂环境下有更好的适应性。(2)采用了鱼群算法来选取最优候选目标,此方法有较快的收敛速

$$\rho = 1 - \frac{2|R_g - R_r|}{|R_g| + |R_r|}$$

式中, R_g 表示目标的真实区域(通常由手工标定); R_r 表示跟踪算法跟踪得到的目标区域; $|\cdot|$ 表示给定区域的面积,显然 $0 \leq \rho \leq 1$,其值越小表明跟踪结果越准确。两种分析的误差曲线分别如图5和图6所示,面积偏离比的数据统计如表1所列。通过定量分析曲线和表格,可以看出本文算法在不同条件下跟踪的鲁棒性。

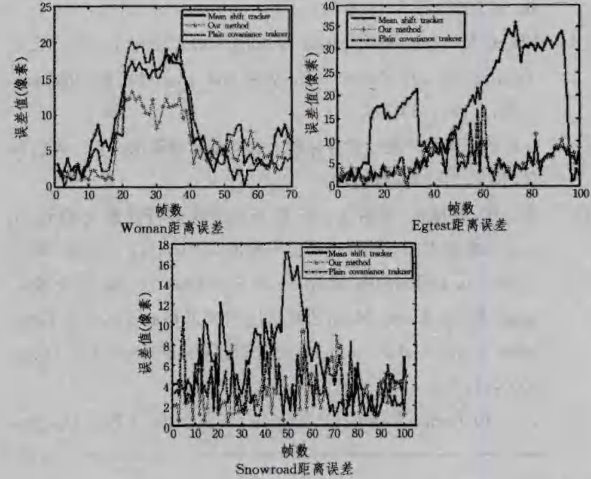


图5 中心坐标距离误差的比较

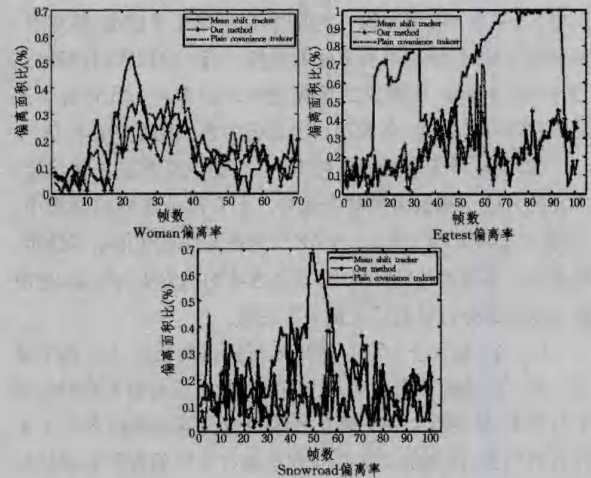


图6 面积偏离率误差的比较

度,并可以跳出局部最优值,找到全局最优值,其并行运算的机制也提高了跟踪的效率。由于跟踪背景的变化造成的跟踪失败在于跟踪过程中目标参考模型描述没有在线更新,而本文没有考虑目标参考模型的更新问题,因此将来的工作是着重解决如何在线更新目标参考模型描述的问题,以获得更为鲁棒的跟踪。并研究选择合适的协方差算子里的特征进行融合。

参考文献

- [1] 侯志强,韩崇昭. 视觉跟踪技术综述[J]. 自动化学报,2006,32(4):603-617
- [2] 高琳,唐鹏,盛鹏. 基于前景分割和特征空间自适应选择的视觉目标跟踪[J]. 控制与决策,2010,25(2):207-209
- [3] Comaniciu D,Ramesh V,Meer P. Kernel-based Object Tracking[J]. IEEE Transation on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2003,25(5):564-577
- [4] Cheng Y. Mean Shift Mode Seeking and Clustering[J]. IEEE Transation on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1995,17(8):790-799
- [5] 一种具有跟踪外观变化目标能力的均值漂移算法[J]. 计算机科学,2007,34(10):244-253
- [6] 袁广林,薛模根,韩裕生,等. 基于自适应多特征融合的 mean shift 目标跟踪[J]. 计算机研究与发展,2010,47(9):1663-1671
- [7] Comaniciu D,Ramesh V,Meer P. Real-time Tracking of Non-rigid Objects Using Mean Shift[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington D C, USA, 2000:142-149
- [8] Tuzel O,Porikli F,Meer P. Region Covariance: A Fast Descriptor for Detection and Classification[C]//9th European Conference on Computer Vision. Graz, Austria,2006:589-600
- [9] Porikli F, Tuzel O, Meer P. Covariance Tracking Using Model Update Based on Lie Algebra[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, NY, USA,2006:728-735
- [10] Ojala T, Pietikäinen M, Harwood D. A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Feature Distributions[J]. Pattern Recognition,1996,29:51-59
- [11] Dalal N, Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, CA, USA,2005:886-893
- [12] 李晓磊,邵之江,钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式:鱼群算法[J]. 系统工程理论与实践,2002,11:32-38
- [13] Forstner W, Moonen B. A Metric for Covariance Matrices[R]. Department of Geodesy and Geoinformatics, Stuttgart University,1999
- [14] 黄华娟,周永权. 改进型人工鱼群算法及复杂函数全局优化方法[J]. 广西师范大学学报:自然科学版,2008,26(1):194-197
- [15] 刘耀年,李迎红,刘俊峰,等. 基于人工鱼群算法的径向神经网络的研究[J]. 东北电力大学学报,2006,26(04):24-27

(上接第245页)

(1)当 r 值较小时,这些方法的识别率都随着 r 值的增大而增大;但当 r 值增加到一定值时,识别率趋于稳定,甚至当 r 值继续增加时,识别率有下降的趋势。当 r 值较大时(特别是当 r 值大于30),所需要的运算量和时间都将大大增加。因此,在实际应用中, r 的取值必须综合考虑识别率和运算量。

(2)在正常无遮挡的条件下,三者的识别率都比较稳定,本文的方法比其他两者略有优势。但在部分遮挡的环境中,DWT+LNMF和DWT+NMF这两种方法就变得很不稳定,特别是在眼睛遮挡的环境中,本文方法的优势更为明显,这应该与眼睛部分包涵的信息量大有关系。

(3)当 r 值大于15时,基矩阵所描述的特征已经趋于稳定。在3种情况下用本文方法进行试验所得到的识别率相差不是很大,甚至有个别 r 值在有遮挡情况下的识别率大于无遮挡的情况,这表明了本文的方法具有很好的表征局部特征的能力。

(4)在3种条件下,对于3种方法所需要的运算时间,DWT+NMF最快,本文方法次之,DWT+LNMF需要的时间最长,但三者差距并不很大。这是因为本文算法在DWT+NMF的基础上多了优化的过程,而LNMF在分解过程中引入了列正交的限制,因此迭代运算更为复杂,需要的时间更多。但是相对于结果识别率的提高,本文算法运算时间的增加是可接受的。

结束语 本文对基于非负矩阵分解的人脸识别方法进行改进,首先利用离散小波变换得到图像低频信息,去除了一定的噪声和光照的影响,降低了维数;再利用基本NMF运算得到基矩阵,根据阈值比较的方法对基矩阵进行了优化,提取出了能突出表现人脸特征的部分;最后将图像在优化后的特征子空间上投影,用得到的投影系数在支持向量机上进行分类。

实验结果表明,以上的改进算法是可行的,在一定程度上有效地提高了人脸图像的识别率,特别是在人脸图片有遮挡的环境下,且与原来的算法相比,运算时间相差不明显。但是本文没有定量地分析特征向量的维数 r 值和基矩阵处理时的阈值 T 的选取,只是将通过实验数据得到的识别率作为选择的标准,因此这两个值的确定还需进行进一步的研究。

参考文献

- [1] Zafeiriou S, Petrou M. Nonlinear Nonnegative Component Analysis[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2009:2860-2865
- [2] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. Nature,1999,401(6755):788-791
- [3] 刘维湘,郑南宁,游屈波. 非负矩阵分解及其在模式识别中的应用[J]. 科学通报,2006,51(3):241-250
- [4] 姜伟,杨炳儒,隋海峰. 局部敏感非负矩阵分解[J]. 计算机科学,2010,37:211-214
- [5] 徐佩霞. 小波分析与应用实例[M]. 合肥:中国科学技术大学出版社,2001,182-185
- [6] Kim J, Lee C, Kim J, et al. A Changeable Biometric System That Uses Parts-Based Localized Representation for Face Recognition[C]//IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies. 2007:165-168
- [7] Li Yu-jian, Liu Bo, Yang Xin-wu, et al. Multiconltron: A General Piecewise Linear Classifier[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,2011,22(2):276-289
- [8] Lin Qing, Hu Rui-rui, Zhan Yong-zhao. Facial Expression Feature Extraction Based on Integral Image[C]//International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering. 2009:1345-1351