

基于小波提升的变模板视频多尺度目标识别*

崔 星, 闫清东

(北京理工大学 机械与车辆工程学院, 北京 100081)

摘要: 为了快速有效地解决图像序列中移动目标的识别定位, 提出了一种基于互相关的目标检测算法。该算法经小波提升建立低分辨率子图, 通过快速的互相关检测, 在高分辨率原图中建立紧凑 ROI。为了适应运动目标变形, 整个检测过程以互相关运算极大值为依据, 更新目标模板。实验结果表明, 在满足检测速度的同时, 算法对目标的识别有较高的精度与鲁棒性。

关键词: 机器人; 目标识别; 小波变换; 提升算法

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2007)12-0390-03

Multi-scale variable template target detection in image sequence based on lifting scheme

CUI Xing, YAN Qing-dong

(School of Mechanical & Vehicular Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: To detect a moving target in a video rapidly and accurately, proposed a target detection algorithm based on correlation. It constructed decomposition images by lifting scheme, and a correlation calculation can build a compact region of interest in the high resolution image rapidly. To apply this algorithm to deformable target detection, the target template would be update when the correlation level was below the threshold. Experimental results show that the algorithm has a good validity and robustness in target detection.

Key words: robot; target detection; wavelet transform; lifting scheme

随着信号处理理论和计算机技术的发展, 机器视觉技术正得到广泛深入的研究, 在无人驾驶飞机、自动行驶车辆、移动机器人中都有成功的应用^[1,2]。文献[3]将机器视觉应用于高压电瓷瓶检测, 采用视觉伺服控制导引机器人完成瓷瓶清扫。文献[4]预先建立场景数据库, 应用机器视觉对当前场景作出判断, 进而确定机器人位置。文献[5~7]通过色彩分割、边缘检测、Hough 变换等方法对道路进行识别, 建立了基于视觉的车辆自动(或辅助)驾驶系统。视频对象跟踪技术是机器视觉领域中一项非常重要的研究课题。图像序列以时间顺序记录了场景变化信息, 通过识别目标的位置计算其运动轨迹, 从而导引移动机器人实现对目标的跟踪。

常见的视频二维目标检测算法有基于背景图像与当前帧差分的算法和视频帧间差分的算法^[8]。它们虽然适用于运动目标检测, 但差分方法只能给出图像序列中最为广泛的物体运动状态, 而无法识别某一特定目标。同时, 基于背景图像的差分方法还需预先获得场景信息, 从而极大地限制其适用范围。另外, 差分方法对于光照变化、目标静止、物体遮挡也会产生错误的检测结果。文献[8]通过视频的前 N 帧来构建初始化背景, 应用当前图像与背景图像差分来获得运动前景。但该方法并不适用于特定目标识别。如果目标从第一帧就开始出现并始终保持静止, 则该方法无法检测出目标的存在。文献[9]采用了一种基于模板的目标检测方法, 以图像 R、G、B 色彩分量

直方图 0 阶矩构成特征矢量; 最后计算待检测图和模板的欧氏距离, 判定图像相似程度。通过模板匹配方法, 可以很好地检测图像中目标存在的状态, 克服了差分法的不足。

基于以上分析, 本文应用小波提升方法, 将物体识别的全局搜索算法具体为多尺度图像全局互相关搜索的方法。在互相关检测过程中加入了模板更新环节, 保证互相关运算极大值能够始终维持在较高水平, 实现了对运动目标的准确跟踪。

1 算法原理

1) 图像预处理 通过小波提升算法降低图像序列中待检测图像与目标模板的分辨率, 将小尺寸的图像传递给目标定位环节。这将大大减少互相关检测的计算量。

2) 目标粗定位 对经过小波处理的模板在低尺度图像中进行全局匹配, 通过检测互相关极大值点坐标位置实现目标低精度定位。

3) 目标精确定位 由于在低尺度图像得到的定位信息往往不够精确, 将粗定位的位置信息映射至原图像序列, 建立高分辨率图像紧凑 ROI, 既减少了检测面积, 缩短了检测时间, 又获得了高精度的定位信息。

4) 模板更新 对每次粗定位环节获得的互相关极大值进行阈值检测。当极大值不低于设定阈值时, 保留互相关模板; 否则在当前高分辨率检测图像中对目标进行重新取样, 更新模

板。这样既可以始终将互相关维持在一个较高水平, 同时又不致于过分频繁地更新模板。整个算法流程如图 1 所示。

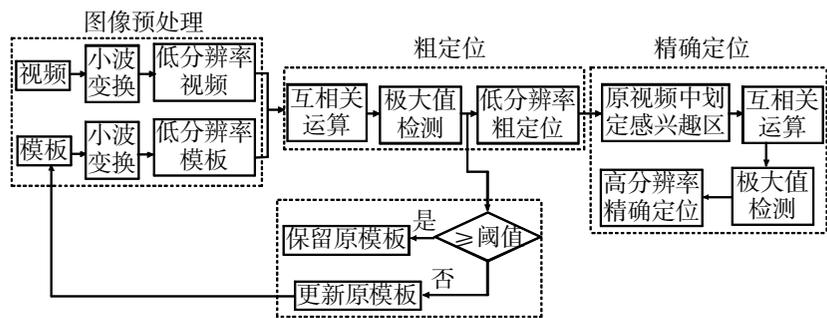


图 1 算法流程图

1.1 互相关的模板匹配

对于特定目标的识别, 基于模板的物体检测则可以很好地解决图像差分法无法解决的问题。

假定有一个模板 $g(i, j)$, 希望检测图像 $f(i, j)$ 中的模板情况。显而易见, 将模板放置在图像的某一个位置, 通过比较模板的亮度值和图像中对应值, 可以检测模板在哪一个位置存在。本文采用了互相关 (correlation) 算法, 移动模板并在图像中的每一点使用匹配测度; 最后找到匹配测量值的最大值。互相关算法匹配测量值 M 的表达式为

$$M[i, j] = \sum_{k=0}^{m-1} \sum_{l=0}^{n-1} g[k, l] f[i+k, j+l] \quad (1)$$

其中: (i, j) 为检测图像中模板覆盖区域的左上角点坐标; $m \times n$ 是模板大小; $g[i, j]$ 和 $f[i, j]$ 分别为模板与检测图像的像素灰度值。由式 (1) 可知, 当 $g = cf$ 时, M 在 $[i, j]$ 处取得最大值。通常基于模板的全局互相关检测的计算量是非常大的。由于目标运动范围与速度都是有限的, 在一定时间尺度内可以估计出目标运动所能覆盖的范围。加快检测速度的一种办法是在待检测图像中框定目标移动的大致区域, 即感兴趣区 (region of interest, ROI) [9]。虽然 ROI 方法在目标检测的各种算法中广泛应用, 但其本身又存在许多制约因素。例如, 对于缓慢移动的目标, 可以划定较小的 ROI, 但对于快速移动的目标其 ROI 可能会很大; 对于运动轨迹发生突变的目标 (如物体间发生意外碰撞), 其 ROI 也往往难以准确预计; 一旦目标超出 ROI 范围, 即使其仍然存在于检测图像中, 程序也将无法准确识别。

ROI 的根本目的就在于缩小搜索区域, 减少计算量, 以提高检测速度, 所以本文结合小波变换的方法, 降低模板与检测图像的分辨率, 从而提高互相关算法的目标检测速度。

1.2 小波提升算法

经典小波分析是从傅里叶分析的基础上发展起来的, 因而在一定程度上受到傅里叶分析的限制。1996 年, Swedens 提出了不依赖于傅里叶变换的小波提升算法。与经典的 Mallat 算法相比, 小波提升提供了一种快速实现方法, 运算量减少一半; 能够实现小波变换的原位 (in-place) 计算, 整个计算过程无须申请辅助存储空间, 节省了存储单元; 逆小波变换的实现非常简单、快速和直接, 而且意义非常明确; 很容易实现整数小波变换。这对于图像处理而言具有很重要的意义 [11, 12]。本文在构建低分辨率图像过程中采用了小波变换的提升算法。假设有信号 $s^j = \{s_{j,l} | 0 \leq l < 2^j\}$, 它经过一级小波变换后得到低频信号 s^{j-1} 和细节信号 d^{j-1} 。一般地, 小波变换的提升算法主要由以下三步组成:

a) 分裂 (split)。就是将 s^j 中位于偶下标位置的元素构成

一个集合, 记为 $even_{j-1}$; 将位于奇下标位置的元素构成一个集合, 记为 odd_{j-1} , 即

$$even_{j-1} = \{s_{j,2l} | 0 \leq l < 2^{j-1}\} \quad (2)$$

$$odd_{j-1} = \{s_{j,2l+1} | 0 \leq l < 2^{j-1}\} \quad (3)$$

b) 预测 (predict)。对于一个局部相关性较强的信号, 其偶子集与奇子集是高度相关的, 因此知道其中任何一个, 就有可能用它在合理的精度范围内预测另一个。例如 Haar 小波这一简单情况, 若用 $s_{j,2l}$ 作为 $s_{j,2l+1}$ 的预测器, 则预测误差为

$$d_{j-1,l} = s_{j,2l+1} - s_{j,2l} \quad (4)$$

c) 更新 (update)。低频信号的一个关键性质是, 它与原信号应具有相同的平均值, 即

$$S = 2^{-j} \sum_{l=0}^{2^j-1} s_{j,l} \quad (5)$$

这能确保最后的变换系数 $s_{0,0}$ 是原信号的总平均值。Update 操作可保证该性质成立。对于 Haar 小波, 可以用预测误差信号 d^{j-1} 更新偶子集信号 $even_{j-1}$:

$$s_{j-1,l} = s_{j,2l} + d_{j-1,l}/2 \quad (6)$$

一般地, 对于提升算法, 存在分裂算子 Split、预测算子 P 和更新算子 U , 使

$$(even_{j-1}, odd_{j-1}) = \text{split}(s^j) \quad (7)$$

$$d^{j-1} = odd_{j-1} - P(even_{j-1}) \quad (8)$$

$$s^{j-1} = even_{j-1} + U(d^{j-1}) \quad (9)$$

基于提升小波的正向小波变换如图 2 所示。它首先对原信号进行分裂, 获得该信号偶序列和奇序列的 z 变换 $e(z)$ 和 $o(z)$; 然后通过 $u_1(z)$ 由奇序列 $o(z)$ 预测偶序列 $e(z)$, 再通过 $p_1(z)$ 用预测误差更新奇序列, 如此反复进行提升与对偶提升; 最后再用 $1/K$ 修正偶序列, 用 K 修正奇序列完成一级小波变换。基于提升的逆向小波变换流程如图 3 所示。

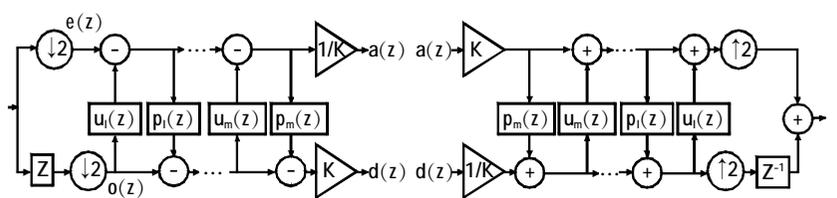


图 2 基于提升的正向小波变换流程图

图 3 基于提升的逆向小波变换流程图

1.3 多尺度识别与模板更新

本文在互相关检测环节首先对模板与检测图像都进行了一次整数小波提升变换。由于模板与检测图像面积同时都缩小为原来的 $1/4$, 大大减少了全局互相关检测的计算量。由于在粗尺度图像上已判别了物体位置, 继而在高分辨率原始图像中围绕目标建立非常紧凑的 ROI。多层次搜索及建立紧凑 ROI 如图 4 所示。

通常, 图像序列中的运动目标在不同帧间会存在形体明暗、大小、角度的不同, 因而采用固定模板检索方法往往难以实现准确的目标检索。在连续未剪辑的视频中, 同一目标在相邻帧间的明暗、面积差异是很小的。若在当前帧对已识别目标进行了采样、更新模板, 那么应用该模板可以很好地识别出下一帧图像中目标的位置。基于以上假设, 本文算法设计了模板更新环节。

为了避免过于频繁地更新模板, 本文对低尺度互相关运算的结果设定了阈值检测。若互相关检测极大值始终维持在一个较高水平, 则说明当前模板不必更新就可以很好地对检测图

像进行目标识别;若当互相关运算极大值小于设定阈值时,则在原图像中以当前识别位置对目标进行采样,更新下一帧的模板,从而使得当检测图像中目标形态不再近似于初始模板时,系统可以实时更新模板,使模板与当前目标形态保持一致,保证了识别的准确性,提高了识别精度。

2 仿真结果

实验视频画面解析度为 320 × 240 像素,共 130 帧,硬件资源为 2.0 GHz CPU,256 MB 内存的 PC 机。当模板大小为 32 × 32 像素时,全局互相关检测的离线仿真共需 38 s。应用本文算法,时间缩减至 30 s,检测时间减少了 21.05%。

图 5 为应用本文算法所实现的移动目标检测。通过比较网格可以看到,视频中目标与场景均存在较大位移。应用本文算法,最后都实现了准确的目标检测。图 6 是分别应用固定模板与可变模板的互相关极大值曲线。实验中应用两种方法对同一段视频分别进行 130 次互相关极大值计算。图中虚线代表固定模板实验;实线反映了可变模板实验情况;水平折线是实验数据经 Haar 小波离散分解得到的第四层近似系数,反映了实验数据变化的趋势。不同算法性能比较如表 1 所示。

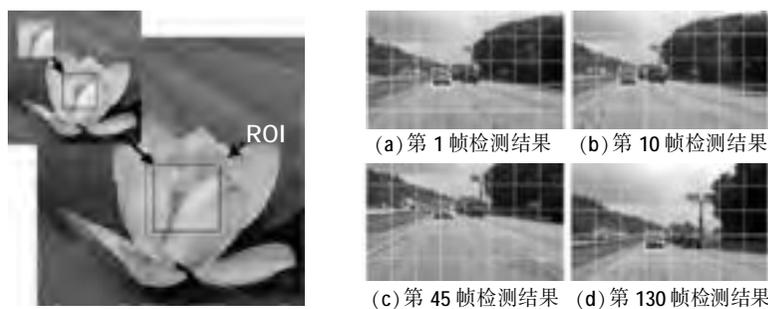


图 4 多层次搜索及建立紧凑 ROI 图 5 图像序列检测结果

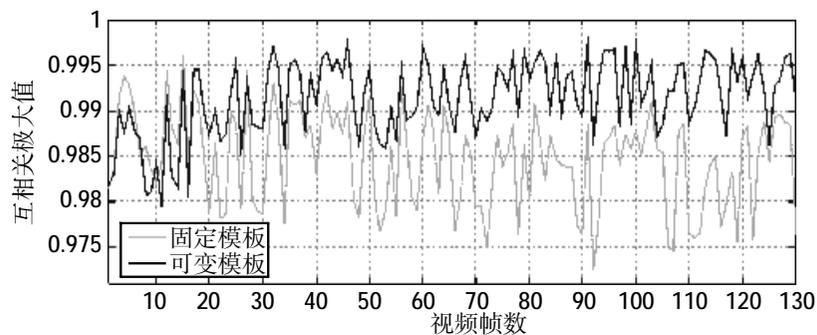


图 6 固定模板与可变模板 130 帧图像互相关检测极大值曲线

表 1 不同算法性能比较

方法	最大误差	误差的数学期望	标准偏差
固定模板	0.012 2	0.984 7	$2.753\ 0 \times 10^{-5}$
可变模板	0.011 6	0.991 4	$1.776\ 0 \times 10^{-5}$

3 结束语

本文通过提升小波对模板与检测图像进行整数变换,降低了模板与检测图像的分辨率,大幅度减少了互相关检测的计算量,从而使全局检测成为可能。建立高分辨率图像紧凑 ROI 以及模板更新环节均保证了物体识别定位的精度水平。经过实验证明,本算法可以准确地对跟踪目标进行识别定位,定位精度较之固定模板、单次互相关检测方法有较大提高。

参考文献:

[1] LERENTIN A, DELAHOUCHE L, BRASSART E, *et al.* Self localization: a new uncertainty propagation architecture [J]. *Robotics and Autonomous System*, 2005, 51(2-3): 151-166.

[2] HAN Y J, HAHN H. Visual tracking of a moving target using active contour based SSD algorithm [J]. *Robotics and Autonomous System*, 2005, 53(3-4): 265-281.

[3] 车立新, 杨汝清, 顾毅. 220/330 kV 变电设备高压带电清扫机器人设计 [J]. *机器人*, 2005, 27(2): 102-107.

[4] 李桂芝, 安成万, 杨国胜, 等. 基于场景识别的移动机器人定位方法研究 [J]. *机器人*, 2005, 27(2): 123-127.

[5] 吴树峰, 傅卫平, 杨静, 等. 基于核心区域信息和经验知识的道路理解算法 [J]. *机器人*, 2005, 27(4): 296-300.

[6] 李青, 郑南宁, 马琳, 等. 基于主元神经网络的非结构化道路跟踪 [J]. *机器人*, 2005, 27(3): 247-251.

[7] 余天洪, 王荣本, 郭烈, 等. 不同光照条件下直线型车道标志识别方法研究 [J]. *汽车工程*, 2005, 27(5): 510-513.

[8] 施华, 李翠华, 韦凤梅, 等. 基于像素可信度和空间位置信息的目标跟踪 [J]. *计算机研究与发展*, 2005, 42(10): 1726-1732.

[9] 唐德威, 宗德祥, 邓宗全, 等. 涂胶机器人视觉系统的应用研究 [J]. *机器人*, 2006, 28(1): 1-4.

[10] 张鹏, 王润生. 静态图像中的感兴趣区域检测技术 [J]. *中国图象图形学报*, 2005, 10(2): 142-147.

[11] 孙延奎. 小波分析及其应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.

[12] 高广春, 姚庆栋. 应用于图像的基于提升方法的双自适应小波变换 [J]. *中国图象图形学报*, 2006, 11(2): 169-174.

(上接第 378 页)法;并且两个方案中 SVD-LDA-BP 均是在特征向量维数为 9 的情况下,分别取得 99% 和 96% 的识别率。因此可以看出, SVD-LDA-BP 方法是一种可靠有效的方法。

3 结束语

本文利用 SVD 与 LDA 相结合的方法进行人脸识别。该方法不仅充分利用了奇异值分解的稳定性、比例不变性、旋转不变性,而且使用改进的 LDA 进行特征维数压缩,比传统的能量降维取得更具有判别能力的特征;最后用 BP 分类器进行识别。实验结果表明,该方法具有识别率高、特征维数少的特点,其性能优于传统奇异值分解方法。

参考文献:

[1] ONG Z. Algebraic feature extraction of image for recognition [J]. *Pattern Recognition*, 1991, 24(3): 211-219.

[2] 王蕴红, 谭铁牛, 朱勇. 基于奇异值分解和数据融合的脸像鉴别 [J]. *计算机学报*, 2000, 23(6): 649-653.

[3] 甘俊英, 张有为. 一种基于奇异值特征的神经网络人脸识别新途径 [J]. *电子学报*, 2004, 32(1): 170-173.

[4] 周德龙, 高文, 赵德斌. 基于奇异值分解和判别式 KL 投影的人脸识别 [J]. *软件学报*, 2003, 14(4): 783-789.

[5] LOOG M, DUIN R P W, HAEB-UMBACH R. Multiclass linear dimension reduction by weighted pairwise fisher criteria [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(7): 762-766.

[6] 余冰, 金连甫, 陈平. 利用标准 LDA 进行人脸识别 [J]. *计算机辅助设计和图形学学报*, 2003, 15(3): 302-306.

[7] 于海征. 基于奇异值分解的数字图像的特征提取 [J]. *工程数学学报*, 2004, 21(8): 131-134.