

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012 **12**
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年12月 第17卷 第12期(总第200期)

目次

综述

高斯混合模型、求解算法及视觉应用综述..... 管涛, 李玲玲(1461)

图像处理和编码

基于曲波变换和色度模型的彩色图像去噪 张云强, 张培林, 王国德, 卓洪波(1472)

子矢量排序的渐进不相似度逼近算法 李阳, 潘志斌, 吴鑫鹏(1478)

稀疏梯度先验模型的正则化图像复原 刘伟豪, 梅林, 蔡烜(1485)

高精度亚像素全局运动估计的上采样梯度互相关算法 余应淮, 王锦荣(1492)

图像分析和识别

点到弦距离累加的自适应角点检测 王万良, 金亦挺, 赵燕伟, 胡峰俊(1500)

最大子分类间隔准则的核函数优化 张静, 杨智勇, 于红芸, 孙晓燕(1509)

核典型相关性鉴别分析 陈伟琦, 程强(1516)

小波变换和特征加权融合的人脸识别 赵焕利, 王玉德, 张学志, 薛乃玉(1522)

具有身份标识的多目标跟踪 安国成, 肖坦(1528)

图像理解和计算机视觉

用于圆锥体位姿测量的曲面标记..... 李蒙, 谌德荣, 周广铭, 蒋玉萍, 高翔霄(1534)

计算机图形学

基于特征识别的3维人脸动画模型自动构造…………… 徐明, 乔宁博, 文振焜, 曾新, 采振祥(1540)

3D GIS 环境下雨雪天气实时仿真…………… 李欢, 樊红, 冯浩(1548)

医学图像处理

结合马尔可夫随机场与模糊 C-均值聚类的脑 MRI 图像分割…………… 余黎煌, 钟华, 张石(1554)

遥感图像处理

面向遥感影像镶嵌的 SVR 色彩一致性处理…………… 吴炜, 骆剑承, 李均力, 杨海平, 沈占锋(1561)

遥感影像投影寻踪回归分类模型…………… 张正健, 李祚泳, 秦宁生, 刘志红, 巴桑(1568)

《中国图象图形学报》2012 年第 17 卷总目次…………… (1)

志谢…………… 封2

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 12 期

2012 年 12 月 16 日出版

主管单位 中国科学院

主 办 中国科学院遥感应用研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

北京 9718 信箱 邮编 100101

电子信箱:jig@irsa.ac.cn

电话:010-64807995 010-82614429

网 址:www.cjig.cn

印刷装订 北京北林印刷厂

广告经营许可证 京朝工商广字第 0346 号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

国外发行 中国国际图书贸易总公司

(中国国际书店)

(北京 399 信箱 邮编 100044)

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing Application,

CAS China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational

Mathematics

Chief editor LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board

of Journal of Image and Graphics

(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)

E-mail:jig@irsa.ac.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers

and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Foreign China International Book Trading Corporation

(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)

Printed by Beijing Beilin Printing House

ISSN 1006-8961 CN11-3758/TB CODE ZTTXFZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00 元

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 12 December 2012

Contents

Review

Overview of Gaussian mixture models, solving algorithms and visual applications Guan Tao, Li Lingling(1461)

Image Processing and Coding

Denoising method for color images based on chrominance model and curvelet transform
..... Zhang Yunqiang, Zhang Peilin, Wang Guode, Zhuo Hongbo(1472)

Improved incremental dissimilarity approximations algorithm using sub-vector sorting Li Yang, Pan Zhibin, Wu Xinpeng(1478)

Regularized image restoration algorithm on sparse gradient prior model Liu Weihao, Mei Lin, Cai Xuan(1485)

High accuracy sub-pixel global motion estimation based on upsampled gradient cross-correlation algorithm
..... Yu Yinghuai, Wang Jinrong(1492)

Image Analysis and Recognition

Adaptive corner detection based on chord-to-point distance accumulation
..... Wang Wanliang, Jin Yiting, Zhao Yanwei, Hu Fengjun(1500)

Kernel optimization approach based on maximum subclass margin criterion
..... Zhang Jing, Yang Zhiyong, Yu Hongyun, Sun Xiaoyan(1509)

Kernel discriminant analysis based on canonical correlation Chen Weiqi, Cheng Qiang(1516)

Face recognition based on wavelet transform and weighted fusion of face features
..... Zhao Huanli, Wang Yude, Zhang Xuezhi, Xue Naiyu(1522)

Multi-target tracking algorithms with identification label An Guocheng, Xiao Tan(1528)

Image Understanding and Computer Vision

Curved surface marker used for cone pose measurement
..... Li Meng, Chen Derong, Zhou Guangming, Jiang Yuping, Gao Xiangxiao(1534)

Computer Graphics

The approach to automatically construct animation models based on 3D facial geometry and texture features recognition
..... Xu Ming, Qiao Ningbo, Wen Zhenkun, Zeng Xin, Cai Zhenxiang(1540)

Real-time snow and rain rendering in 3D GIS environment Li Huan, Fan Hong, Feng Hao(1548)

Medical Image Processing

Fuzzy C-means clustering algorithm combined with markov random field for brain MR image segmentation
..... She Lihuang, Zhong Hua, Zhang Shi(1554)

Remote Sensing Image Processing

Support vector regression color normalization method for image mosaic
..... Wu Wei, Luo Jiancheng, Li Junli, Yang Haiping, Shen Zhanfeng(1561)

Remote sensing image classification model based on projection pursuit regression Zhang Zhengjian, Li Zuoyong, Qin Ningsheng, Liu Zhihong, Ba Sang(1568)

中图法分类号: TP391 文献标识码: 文章编号: 1006-8961(2012)12-1478-07

论文引用格式: 李阳, 潘志斌, 吴鑫鹏. 子矢量排序的渐进不相似度逼近算法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(12): 1478-1484.

子矢量排序的渐进不相似度逼近算法

李阳, 潘志斌, 吴鑫鹏

西安交通大学电子与信息工程学院, 西安 710049

摘要: 渐进不相似度逼近 (IDA) 算法是一种新近提出的高性能快速图像匹配算法, 它通过分割匹配矢量, 避免了大量的基于像素的计算。但是分割后的子矢量能量集中性差, 因此算法效率仍有提升空间。为了改进能量集中性差这个问题, 提出一种按子矢量方差顺序展开的方案, 按该顺序展开子矢量能使匹配矢量排除得更快, 平均展开的子矢量数下降, 明显减少了搜索空间。除此之外, 还加入了在 IDA 测试之前的利用整体矢量模的一次新的排除测试, 并在子矢量展开中引入了 PDS (partial distortion search) 算法。本文改进算法对图像数据库中室内场景、室外自然场景和室外人文场景这 3 类图像进行测试时, 整体匹配效率较 IDA 算法提升了 72% ~ 83%。

关键词: 快速图像匹配; 矢量分割; IDA 算法; 方差排序; 高分辨率图像

Improved incremental dissimilarity approximations algorithm using sub-vector sorting

Li Yang, Pan Zhibin, Wu Xinpeng

School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China

Abstract: The incremental dissimilarity approximations (IDA) algorithm is a recently proposed high-efficient fast image pattern matching algorithm. By splitting the matching vectors, the IDA algorithm saves a lot of pixel-dependment calculations. However, the sub-vectors have a rather weak energy compaction after splitting. This means IDA's efficiency can further be improved. To avoid the weak energy compaction, sub-vector ordering is proposed, which sorts the sub-vectors by their variances. Candidates would be pruned earlier by the sorted order in pattern matching. Therefore, the average number of unfolded sub-vectors is reduced, which also reduces the search space. Additionally, one more pruning test using the whole vector's norm before IDA is proposed in our work, and the PDS (partial distortion search) algorithm is introduced in the unfolding sub-vectors step. In our experiment, by testing three types of images in the data sets (indoor scene, natural scene, streetscape), the overall efficiency of proposed algorithm is improved by 72% ~ 83% compared to the original IDA algorithm.

Key words: fast pattern matching; vector partitioning; IDA algorithm; variance sorting; high resolution image

0 引言

图像匹配是图像处理和机器视觉中的基本算法, 已应用于很多场合, 比如机器人或运输工具导

航, 自动识别和归类人脸或其他目标, 3D 重构中寻找匹配点等。

图像匹配算法是逐点的匹配, 其目的是在背景图像中找到与目标模板最相似的窗口。图像匹配算法也可以看做矢量搜索, 它区别于一般的矢量搜索算法

收稿日期: 2012-01-10; 修回日期: 2012-05-09

基金项目: 高校博士点专项基金项目 (20100201110030); 中兴通讯技术开发项目 (201112045); 浙江大学开放基金项目 (A1115)

第一作者简介: 李阳 (1987—), 男, 西安交通大学信息与通信工程系在读博士研究生, 主要研究方向为图像处理及识别。

E-mail: liyang0663@stu.xjtu.edu.cn

之处是目标矢量维度高(目标区域的像素数多),空间上相连的像素值相似(自然图像的统计特征)。矢量搜索中最直观的算法是全搜索(FS)算法,它的作法是计算目标矢量与每个匹配矢量的相似度(或不相似度),然后返回相似度最高(或不相似度最低)的匹配矢量。如果在图像匹配算法中直接应用FS,比如在一幅 $a \times b$ 像素的图像中寻找一个 $c \times d$ 像素大小的目标的匹配点,需要进行 $(a - c + 1) \times (b - d + 1) \times cd$ 次乘法和 $(a - c + 1) \times (b - d + 1) \times (2cd - 1)$ 次加法,复杂度为 $O(abcd)$ 。尤其当图像与目标尺寸比较大时,一般无法实时完成计算,因此图像匹配算法的一个重要研究方向就是如何提高时间效率。

原理上,这类匹配算法首先都需要确定一个相似或不相似测度,可以是欧氏距离等误差测度,也可以是归一化互相关等相似测度。然后,按照匹配最终结果是否完全由这个测度决定,可将图像匹配算法分为耗尽型(exhaustive)与非耗尽型(non-exhaustive)。耗尽型算法中,这个相似(或不相似)测度是完整计算的,最终结果不论是否使用快速算法,均与FS算法是一致的。因此这类算法也被称作全搜索等效算法(FS-equivalent)。非耗尽算法不计算完整的相似(或不相似)测度,显然此类算法效率更高,但是不一定与全搜索结果一致,即不具有稳定性。本文关注的是耗尽型算法或者说全搜索等效算法。

常见的耗尽型算法有:使用 Walsh-Hadamard 核的映射核算法^[1]、格雷码核(GCK)算法^[2]、低分辨率排除(LRP)算法^[3]、界增强互相关(EBC)算法^[4],或者更简单的PDS(partial distortion search),部分失真搜索算法^[5]。

Tombari 等人^[6]提出的渐进不相似度逼近(IDA)算法,是一类新的高效的耗尽型图像匹配算法,它具有整型处理,效率高的特点。IDA算法通过分割匹配矢量,节省了大量按像素的计算。文献^[7]中认为这种分割也是一种映射核,并对比了几种常见的映射核,而离散分割(即IDA中的分割方案)的优点是计算简单,但有能量集中性差的缺点。本文以此为突破口,提出了对该算法的改进,使得在3类图像中其效率提高了72%~83%。

1 渐进不相似度逼近(IDA)算法

IDA算法的核心思想是在信号域中分解目标矢量,构造一个由多个部分组成的下界,然后一步一步

更新这个下界,使其渐增增加到真正的不相似测度(这里是欧氏距离)。这个矢量的划分可以是多种多样的,但是为了简化计算,通常将目标矢量按图1进行划分。这样,背景中每一个位置的矩形子矢量的模可以由文献^[8]中的矩形滤波的方法(box-filtering)或文献^[9]中的summed area table方法快速计算,而目标中的子矢量是固定的,于是可以快速计算出这样的下界。此外,文献^[4]中提出,如果所有矩形子向量都是相同形状,矩形滤波也只需要进行一次即可。

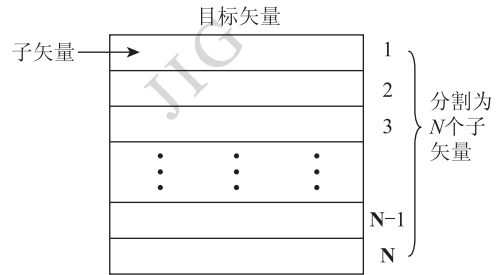


图1 目标矢量分割方案

Fig.1 Target pattern partitioning strategy

将目标矢量表示为 X ,背景中的匹配矢量表示为 Y_i ,则 X 和 Y_i 之间的欧氏距离的平方为

$$D^2 = \|X - Y_i\|_2^2 \tag{1}$$

然后,将目标矢量和匹配矢量都划分为 N 个子矢量,则第 j 个目标子矢量 X_j 和匹配子矢量 Y_{ij} 之间的部分距离的平方可表示为

$$D_j^2 = \|X_j - Y_{ij}\|_2^2 \tag{2}$$

显然,部分距离与整体距离具有如下关系

$$D^2 = \sum_{j=1}^N D_j^2 \tag{3}$$

那么,IDA算法具体的流程可表示为

1)构造一个由目标子矢量的模和匹配子矢量的模组成的距离的下界

由于对于每一对子矢量的部分距离 D_j 存在关系

$$D_j^2 \geq (\|X_j\|_2 - \|Y_{ij}\|_2)^2 \tag{4}$$

如果认为不等式的右边是部分距离平方 D_j^2 的下界,就可以利用部分目标矢量 X_j 和部分匹配矢量 Y_{ij} 根据式(3)(4)构造整体目标矢量 X 和整体匹配矢量 Y_i 的距离 D 的下界

$$D^2 \geq \sum_{j=1}^N (\|X_j\|_2 - \|Y_{ij}\|_2)^2 \tag{5}$$

构成的这个下界由 N 个部分组成,每一个部分分别由第 j 个目标子矢量和对应的背景中的子矢量

的模的差的平方构成。在匹配时,如果这个下界已经超过了当前最好的匹配结果 D_{\min}^2 ,即

$$\sum_{j=1}^N (\|X_j\|_2 - \|Y_{ij}\|_2)^2 \geq D_{\min}^2 \quad (6)$$

就可以保证 $D^2 \geq D_{\min}^2$,从而安全排除当前匹配矢量 Y_i ,进入对下一个匹配矢量的计算。到这一步为止,需要的计算量是 $4K_1 + 2NK_2 - 1$ 次加法与 N 次乘法以及 K_1 次开方(其中 K_1 是分割后的子矢量的总匹配数,等于 $(a-c/N+1) \times (b-d+1)$, K_2 是总匹配数,等于 $(a-c+1) \times (b-d+1)$,讨论复杂度时, K_1 和 K_2 相差很小,均记做 K , N 是矢量分割个数),复杂度为 $O(NK)$ 。由于 N 远小于 $c \times d$, K 略小于 $a \times b$,因此如果这一步能够排除成功,计算量将远小于 FS 算法。

2) 逐步展开每一个子矢量对

如果不等式(6)不成立,则直接展开第 J_1 个子矢量

$$D^2 \geq \sum_{j=1, j \neq J_1}^N (\|X_j\|_2 - \|Y_{ij}\|_2)^2 + \|X_{J_1} - Y_{iJ_1}\|_2^2 = \sum_{j=1, j \neq J_1}^N (\|X_j\|_2 - \|Y_{ij}\|_2)^2 + D_{J_1}^2 \geq D_{\min}^2 \quad (7)$$

每次展开一个部分子矢量对,构造的这个下界的值就会逐渐增加。这也是渐进不相似度逼近 IDA 算法名称的由来。

3) 在步骤 2) 中,如果全部子矢量都展开了以后,目标矢量与匹配矢量之间距离的下界依然没有大于当前 D_{\min}^2 ,那么此时的下界已经增加为真正的距离。如果 $D < D_{\min}$,则按此距离 D 更新当前最小的距离 D_{\min} ,并将当前位置作为迄今为止的最佳匹配。

整个 IDA 算法排除过程用不等式可以表示为

$$D^2 \geq \sum_{j=1, j \neq J_1, j \neq J_2, \dots, j \neq J_n}^N (\|X_j\|_2 - \|Y_{ij}\|_2)^2 + D_{J_1}^2 + D_{J_2}^2 + \dots + D_{J_n}^2 \geq \dots \geq \sum_{j=1, j \neq J_1}^N (\|X_j\|_2 - \|Y_{ij}\|_2)^2 + D_{J_1}^2 \geq \sum_{j=1}^N (\|X_j\|_2 - \|Y_{ij}\|_2)^2 \geq D_{\min}^2 \quad (8)$$

以上这些不等式的证明由文献[6]给出。IDA 算法通过逐次增强的排除方案,在有一个合适的初始匹配阈值的情况下,匹配效果非常好,可以实时完成比较高的分辨率图像的匹配任务(如 1280×960 分辨率的背景图中匹配 $128 \times$

128 的模板)。

2 IDA 算法的改进方案

IDA 算法将整个矢量分割处理,然后构造一个比较紧的匹配矢量和目标矢量之间距离的由式(5)给出的下界。但这样处理的子矢量能量集中性差,按分割的自然顺序展开通常不够有效。此外,IDA 算法中构建这个下界的计算量本身也比较大。还有即使对矢量分割处理,如果在式(8)中展开一个子矢量的距离计算,计算量增加非常明显。

首先,针对子矢量能量集中性差这个问题,提出了一种改进的展开顺序,并且测试了这种改进的效率。其次针对构建下界本身计算量大,在分割子矢量之前先利用整体匹配矢量的模和整体目标矢量的模进行一次排除。最后,针对展开子矢量的距离计算量大的问题,在展开子矢量时使用 PDS 算法解决。

2.1 子矢量按方差排序展开

由于图像数据的统计特性,在 IDA 算法步骤 2) 中,展开不同子矢量获得的增量 $\Delta_j = D_j^2 - (\|X_j\|_2 - \|Y_{ij}\|_2)^2$,会有非常大的随机性。于是,如果首先展开一个“合适”的子矢量,得到的增量 Δ_j 可能大于展开其余的子矢量。而增量 Δ_j 带来的下界的提高,会使新的下界有更大的可能性超过当前 D_{\min}^2 ,完成排除当前匹配矢量的任务。可以预计,如果用合适的顺序展开子矢量,一定能得到减少搜索空间,进而减少计算量的好处。

原始的 IDA 算法中直接使用子矢量的自然顺序展开,显然不是合适的展开顺序;如果能够按增量 Δ_j 从大到小的顺序展开,就可以最快地排除当前匹配矢量,此时就是最佳的展开顺序。但是增量 Δ_j 是不容易预测大小的。直观上,目标子矢量中变化越快,真正的距离 D_j 与 $|\|X_j\|_2 - \|Y_{ij}\|_2|$ 之间的差距越大,那么增量也会越大。因此,考虑用目标子矢量 X_j 的方差去估计增量,所有位置的匹配都以目标子矢量的方差从大到小的顺序去展开。这个估计虽然不够准确,但是整体的统计平均结果能获得好处,并且可以在匹配开始时只对目标矢量确定一次展开顺序,排序消耗的计算量不受搜索图像像素数影响。图 2 是一次匹配中利用方差排序子矢量的示意。



图 2 在目标匹配矢量中,基于方差排序的展开顺序示意图

Fig. 2 An example for sorting the sub-vectors by their variances in target pattern

2.2 IDA 子矢量划分前的一次整体排除

第 2 个改进是加入整体目标矢量的模与整体匹配矢量的模的差进行一次排除。IDA 过程的步骤 1) 就已经有不错的排除效果了,但是步骤 1) 的下界 $\sum_{j=1}^N (\|X_j\|_2 - \|Y_{ij}\|_2)^2$ 本身就需要不少计算量。因此,增加一个新排除测试放在 IDA 第 1 步之前,对未分割的矢量首先进行一次整体排除

$$D^2 \geq (\|X\|_2 - \|Y_i\|_2)^2 \geq D_{\min}^2 \quad (9)$$

增加这个排除条件需要计算 $\|Y_i\|_2$, 并增加一个额外的内存去存储,获得的好处是排除成功后,可节省原先 IDA 算法步骤 1) 中式(6)的计算。忽略计算 $\|Y_i\|_2$ 加法的部分,这一步的计算量是 IDA 步骤 1) 计算量的 $1/N$ 。由此可知,新加入的这次排除只要排除掉 $1/N$ 以上的匹配矢量,就可以使整体计算量减少。

2.3 子矢量展开中引入 PDS 算法

矢量即使划分的非常细致,比如说 $1\ 280 \times 960$ 分辨率的背景图中匹配 128×128 的模板时,目标矢量 $128 \times 128 = 16\ 384$ 个像素,划分为 16 个子矢量后, D_j^2 这个部分不相似度计算共有 1 024 维,依然需要 1 024 次乘法, 2 047 次加法,计算庞大。另一方面, D_j^2 的计算,即

$$D_j^2 = \|X_j - Y_{ij}\|_2^2 = \sum_{l=1}^{1024} (x_j(l) - y_{ij}(l))^2 \quad (10)$$

在很多情况下无须累加完 1 024 维,或者说还没有

完全展开,就已经使得式(7)中的排除条件满足。因此,本文的第 3 个改进为引入 PDS^[5] 的思想。在累加计算 D_j^2 过程中,当累加到第 a 维 ($a < 1\ 024$) 时,如果 $\sum_{j=1, j \neq j_1}^N (\|X_j\|_2 - \|Y_{ij}\|_2)^2 + \sum_{l=1}^a (x_j(l) - y_{ij}(l))^2 \geq D_{\min}^2$ 成立,就加入提前终止判断,使得计算量明显减少。

对于尺寸较大的目标矢量, PDS 不能每计算一维就比较,这样比较运算的消耗会太大;本文 PDS 的策略是子矢量中每累加一行比较一次,这样的做法实现效率较高。

第 2.1—2.3 节的改进在本文算法中的顺序是: 1) 用计算量更小的整体矢量模的差提前进行一次排除,以节省 $\sum_{j=1}^N (\|X_j\|_2 - \|Y_{ij}\|_2)^2$ 的计算量。2) 按方差大小顺序展开子矢量,利用式(8)渐进逼近距离 D^2 , 从而使展开过程中获取增量 Δ_j 大的子矢量尽量先展开。3) 子矢量内引入 PDS, 加速部分距离平方 D_j^2 的计算。

3 实验

由于本文改进的主要是针对高分辨率图像的实时性处理,与文献[6]中相同,实验数据选取分辨率比较高的图像。需要说明的是,由于 IDA 和本文算

法都是全搜索等价的,它们的匹配效果或精确度只和匹配标准(l_2 norm)有关。因此实验中不考虑匹配的精度,只是在保证全搜索等价前提下,测试匹配时间或效率。下面分别从搜索空间、计算量和整体改进后的效率提高这 3 方面去验证改进效果。

3.1 实验条件

实验中,匹配模板大小为 128×128 ,除 IDA 原始算法和本文算法,实验中还使用了 IDA 最优排序(最优排序是指在子矢量中,以从增量 Δ_j 由大到小的严格顺序展开子矢量。最优排序是理论上的方案,无法实际使用,这里比较的目的是考查本文排序方法的潜力)。匹配初始化时, D_{\min}^2 取 $20^2 \times 128 \times$

128,即当目标矢量与匹配矢量中对应像素的差距都为 20 时的欧氏距离。子矢量数 N 选择 16。

实验每次用 3 种算法进行匹配;实验用图选自著名的 The MIT-CSAIL Database of Objects and Scene 数据库(<http://people.csail.mit.edu/torralba/images/>),选择了室内场景、室外自然场景、室外人文场景 3 个类型的图像;每种类型分别有 15 张实验图片,分辨率为 1280×960 ;每张实验图片选取 10 个随机模板进行匹配(模板选择时排除模板内像素间标准差小于 45 的模板,认为该模板中没有太多内容),即共进行 $3 \times 3 \times 15 \times 10 = 1350$ 个匹配。图 3 是实验中使用的部分图像。

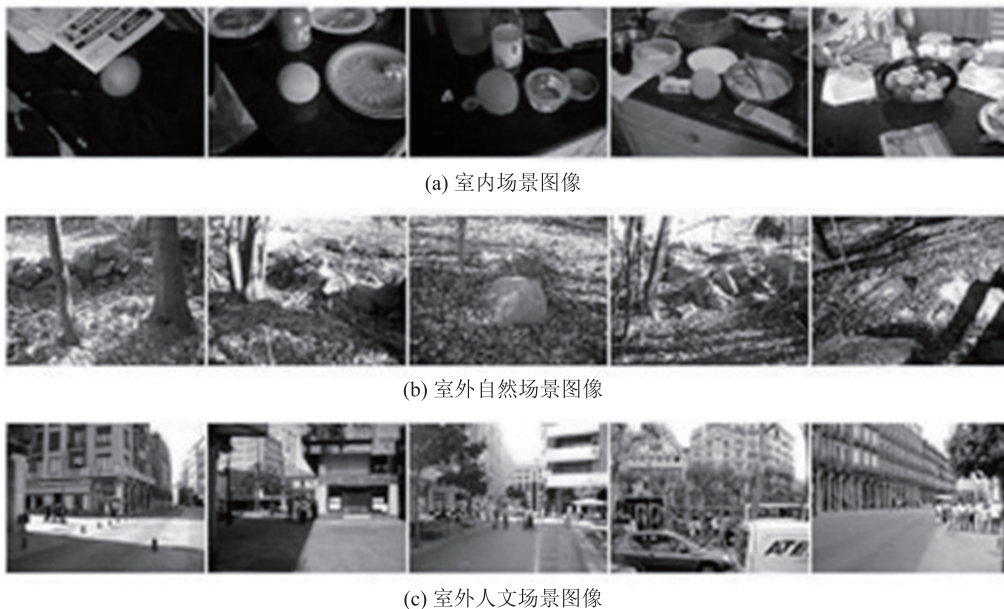


图 3 实验中使用的部分图像

Fig. 3 Part of test images used in the experiment

3.2 搜索空间实验

本文的 3 个改进中,基于整体矢量模的排除不影响搜索空间,只是节省分割子矢量的计算量;方差排序和子矢量内 PDS 降低了搜索空间。下面的实验用匹配过程的平均展开子矢量数来验证本文算法降低搜索空间的效果。对 IDA 算法来说,平均展开子矢量数相当于搜索空间。

首先验证排序方法带来的好处。图 4 中比较了自然顺序,方差排序和最优排序各自的平均展开子矢量数,其值越小越有效。这里,图 4、图 5 中纵轴的数字是平均每次匹配中总共展开的子矢量数。而应用 PDS 时,由于等效的子矢量展开数由实际展开的行数换算决定,因此展开的子矢量数不是

整数。

上文中提到,增量 Δ_j 从大到小的顺序一定是最优的展开顺序。以这个顺序的平均展开子矢量数为上限,以自然顺序的平均展开子矢量数为下限,就能看出本文的方差排序方法能达到最优情况下的性能的百分比,即挖掘出了多少排序方法的潜力。比较图 4 中的数据,可以计算出室内,室外自然,室外人文图像中,方差排序方法分别挖掘出了最优排序方法潜力的 65.17%, 75.55%, 60.45%, 这个比例是图 4 中的(自然顺序 - 方差顺序)/(自然顺序 - 最优顺序) $\times 100\%$ 得出的,其值越大越有效。当某个展开顺序与最优顺序等效时,则其挖掘出了排序方法全部的潜力,这个数字将为 100%。

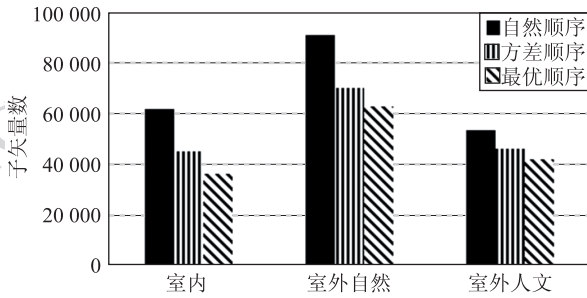


图 4 不同展开顺序时的平均展开子矢量数

Fig. 4 Average unfolded sub-vectors by different unfolding order

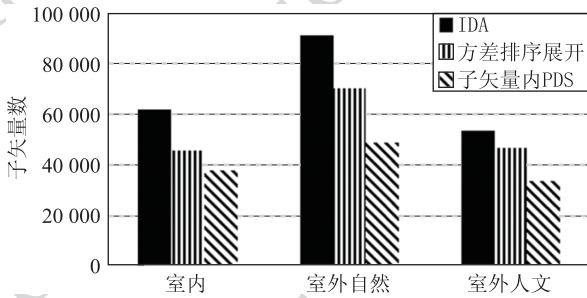


图 5 每一步改进后的平均展开子矢量数

Fig. 5 Average unfolded sub-vectors after each step

然后再加上子矢量内 PDS, 可使搜索空间进一步降低。图 5 中显示了每一步改进带来的平均展开数降低。具体来说, 在 3 类图像中, 方差排序后, 改进算法的搜索空间相比原始 IDA 算法分别下降了 26.67% , 23.31% , 13.16% , 其值越大越有效。而进一步在子矢量展开时引入 PDS 后, 改进算法的搜索空间相比原始 IDA 算法分别下降了 39.42% , 46.90% , 37.83% , 其值越大越有效。

3.3 整体计算量实验

基于整体矢量模的排除增加了一个排除测试, 初始计算量增大, 开方和比较运算更多了, 但进一步节省了加法和乘法; 排序的方法弥补了 IDA 分割矢量方案没有能量集中性的缺点, 计算量是整体性的节省; 子矢量内引入 PDS 实际上是用比较换取距离计算的节省, 即节省加法和乘法计算量。整体的计算量比较见表 1, 其值越小越有效。

3.4 整体效率提高

这里比较匹配效率的提高(即时间减少比例的倒数)时, 与文献[6]相同, 比较基准是全搜索算法的效率。纵轴上的数字为算法效率是 FS 算法效率的倍数, 其值越大越有效。

表 1 改进算法与原始 IDA 算法平均每像素的计算量比较

Table 1 The comparison of computational cost per pixel between the original IDA and the proposed IDA

	算法	加法	乘法	比较	开方
室内	IDA	97.74	50.23	0.81	0.89
	改进 IDA	56.13	31.02	1.04	1.68
室外自然	IDA	132.65	67.67	0.83	0.89
	改进 IDA	71.93	38.89	1.13	1.68
室外人文	IDA	163.98	83.36	0.92	0.93
	改进 IDA	101.09	53.57	1.30	1.79

由图 6 可以看出, 在本文提出的 3 个改进方案综合之后, IDA 算法效率大大提高。由图 6 中改进后的 IDA 算法相较 FS 提高的倍率除以原始 IDA 算法相较 FS 提高的倍率, 可见改进算法在 3 类数据中分别得到了 83.27% , 78.22% , 72.00% 的提高。

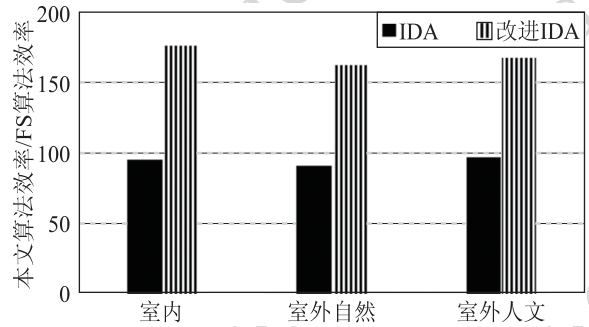


图 6 整体效率提高

Fig. 6 The overall improvement of efficiency

4 结 论

图像匹配中的匹配目标矢量的维度很高, 计算复杂性大, 难以实现较高的实时性要求。原始 IDA 算法通过对矢量的分割, 避免了大量的基于像素的计算, 但是这种分割不具备能量集中性。本文提出了用子矢量方差大小排序的方案, 使 IDA 算法展开时尽量优先计算能量提升快的子矢量, 从而显著减少了搜索空间。为了进一步提高 IDA 算法的效率, 文中还提出了另外两点改进, 一是在 IDA 算法前增加一个新的排除准则, 通过基于整体矢量模的排除, 减少分割的运算量; 二是在展开子矢量时使用 PDS 算法, 进一步减少平均子矢量展开时的计算量。本文改进后的 IDA 算法可以在 3 类图像中得到

72.00% ~ 83.27% 的明显的性能提高。

参考文献 (References)

- [1] Hel Or Y, Hel Or H. Real time pattern matching using projection kernels [J]. IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell. , 2005, 27(9) : 1430-1445.
- [2] Artz G B, Hel Or H, Hel Or Y. The Gray-code filter kernels [J]. IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell. , 2007, 29(3) : 382-393.
- [3] Gharavi A M. A fast globally optimal algorithm for template matching using low-resolution pruning [J]. IEEE Trans. on Image Process, 2001, 10(4) : 526-533.
- [4] Mattoccia S, Tombari F, Stefano L D. Fast full-search equivalent template matching by enhanced bounded correlation [J]. IEEE Trans. on Image Process. , 2008, 17(4) : 528-538.
- [5] Bei C D, Gray R M. An improvement of the minimum distortion encoding algorithm for vector quantization [J]. IEEE Trans. on Commun. , 1985, 33(10) : 1132-1133.
- [6] Tombari F, Mattoccia S, Stefano Di L. Full search-equivalent pattern matching with incremental dissimilarity approximations [J]. IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell. , 2009, 31(1) : 129-141.
- [7] Schweitzer H, Deng R, Anderson R F. A dual-bound algorithm for very fast and exact template matching[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(3) : 459-470.
- [8] McDonnell M J. Box-filtering techniques [J]. Comput. Graph. Image Process. , 1981, 17(1) : 65-70.
- [9] Crow F. Summed-area tables for texture mapping [J]. Comput. Graph. , 1984, 18(3) : 207-212.