

改进的基于深度卷积网的图像匹配算法^①

雷 鸣, 刘传才

(南京理工大学 计算机科学与工程学院, 南京 210094)

摘 要: 鉴于图像匹配中单一特征难以获得理想效果的问题, 提出一种改进的基于深度卷积网的图像匹配算法. 首先对卷积层作展开, 利用 BLAS(Basic Linear Algebra Subprograms)高效地计算矩阵乘法, 从而提高了算法运行速度; 然后通过基于 POEM(Pattern of Oriented Edge Magnitudes)特征的匹配点筛选方法, 去除部分误匹配点, 增强了基础矩阵的鲁棒性. 实际图像的实验验证了改进算法的准确性和实时性, 对于重复纹理及旋转图像的匹配效果显著.

关键词: 图像匹配; 梯度信息; 深度卷积网络; BLAS; POEM 特征

Improved Image Matching Algorithm Based on Deep Convolution Network

LEI Ming, LIU Chuan-Cai

(School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: In view of the difficulty of obtaining the ideal effect by the single feature in image matching, an improved image matching algorithm based on deep convolution network is proposed. First of all, the algorithm expands the convolution layers, and efficiently computes the matrix multiplication by using the BLAS (Basic Linear Algebra Subprograms) libraries. The algorithm can accelerate the running speed. Then, a screening method of matching points based on the POEM (Pattern of Oriented Edge Magnitudes) feature similarity of feature points is used as well. The method can remove some wrong matching points, make the estimated fundamental matrix more robust and improve the repeating texture and rotational image. The accuracy and instantaneity of the algorithm are proved by the experimental results.

Key words: image matching; gradient information; deep convolution network; BLAS; POEM feature

图像匹配是图像分析和处理的重要内容, 是实现计算机视觉研究的重要环节. 在实际的应用中, 待匹配的图像常常存在视角、亮度、平移、噪声、旋转等差异, 这给图像的匹配带来了巨大挑战. 按照匹配模式分类, 通常分为基于图像区域匹配(又称为基于模板匹配)和基于图像特征匹配^[1], 并以此拓展出多种算法, 目前基于局部特征的图像匹配算法应用度较高, 然而各类算法之间也都存在一定的缺陷.

在诸多基于局部特征的匹配算法中, SIFT^[2](尺度不变特征变换)、SURF^[3](加速稳健特征)、HOG(方向梯度直方图)都是应用比较广泛的局部特征描述子.

SIFT 和 SURF 这类描述子都具有旋转和光照不变性, 可在图像中检测出关键点, 但是其描述子构成复杂度较高, 计算量较大. HOG^[4]特征构成较为简单, 最初由 Dalal 在 2005 年的 CVPR 提出, 现已经被广泛用于图像匹配、人脸识别等技术, 并获得了极大成功. HOG 描述子保持了几何和光学转化不变性, 但是在处理图像旋转和尺度变化上效果不佳. 针对该缺陷, Ngoc-Son Vu 等人提出对 HOG 特征加入梯度幅值和边缘方向分布信息的 POEM^[5](基于方向的边缘振幅模式), 丰富了 HOG 的特征描述, 能够较好地解决具有旋转变化的图像匹配问题, 同时 POEM 计算简单, 存

① 基金项目:国家自然科学基金(61373063)

收稿时间:2016-04-12;收到修改稿时间:2016-05-30 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005548]

取空间较小, 计算效率比较出色. 随着深度卷积网络的提出, Jerome Revaud 等人提出一种基于深度卷积网络的图像匹配算法^[6](下简称 DM), 对待测图像提取梯度信息, 放入深度卷积网络进行特征点相似度计算, 根据相似度得到稠密匹配对, 该算法正确率较高, 但是计算量较大, 并且在运算过程中没有很好利用中间层信息, 可能存在一些特征信息的丢失或偏移. 为了提高算法的鲁棒性和实时性, 针对算法中可能存在的误匹配和算法速度较慢的问题, 提出了一种改进的深度卷积网图像匹配算法, 提高了图像匹配准确率, 加快了算法运行速度.

1 梯度特征的提取

HOG 全称为梯度方向直方图, 该技术将图像局部出现的方向梯度次数进行计数. 其依据的原理是局部物体外形能被光强梯度或边缘方向的分布所描述, 由于是对梯度信息的处理, 所以该算子能保持较好的几何和光学不变形, 因此本文采用 HOG 作为算法的输入特征. 具体提取步骤如下:

(1) 进行图像的预处理(去除图像压缩噪声).

(2) 采用 Gamma 校正法进行颜色空间的标准化(降低图像局部阴影和光照变化的影响).

(3) 计算图像每个像素的梯度, 梯度的计算公式:

$$MAG = \sqrt{d_x^2 + d_y^2} \quad (1)$$

$$ANG = \arctan\left(\frac{dy}{dx}\right) \quad (2)$$

式(1)和(2)中, d_x 、 d_y 分别表示 x 方向和 y 方向的一阶差分, 式(1)表示像素的梯度幅值, 式(2)表示像素的梯度方向.

(4) 计算每个像素的梯度方向直方图.

2 加速深度卷积匹配

在深度卷积网络结构中, 卷积层计算复杂度较高, 为了加快算法处理速度, 降低卷积计算的消耗时间, 本算法通过卷积技术对输入数据进行展开, 应用 BLAS 实施矩阵乘法, 得到加速的深度卷积网络结构(如图 1 所示), 并最终输出一个初始匹配点集, 下面结合算法结构对算法各环节作简单阐述:

2.1 自底向上获取区分度最大化的特征图

算法结构的各模块作用描述如下(以边长大小为 4 的卷积核作为输入进行举例):

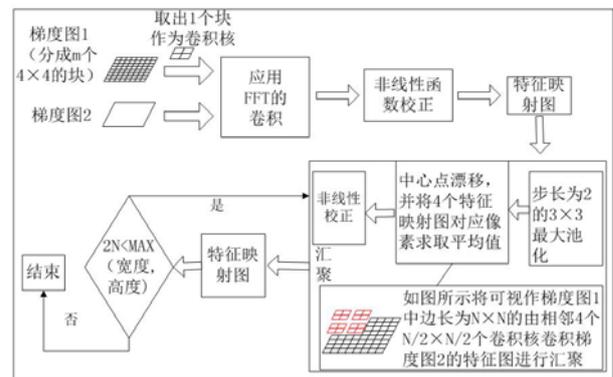


图 1 算法结构流程图

1) 输入: 将源图像梯度方向直方图 I_a (宽度为 W , 高度为 H) 分成 m 个边长为 4, 互不重叠的卷积核, 每个卷积核的网格中心为 p_i , $p_i \in \{2, 6, \dots, W-2\} \times \{2, 6, \dots, H-2\}$. 将卷积核 $I_{a(4, p_i)}$ 与目标图像梯度方向直方图 I_b 作为输入.

2) 卷积: 对任意 $p_i \in \{2, 6, \dots, W-2\} \times \{2, 6, \dots, H-2\}$, 对 $I_{a(4, p_i)}$ 与 I_b 做卷积:

$$Conv_{(4, p)} = I_{a(4, p)} \otimes I_b \quad (3)$$

式(3)中, 对于 I_b 中任意一个像素(这里是像素的梯度信息) x , 卷积值 $Conv_{(4, p)}$ 作为衡量 $I_{a(4, p)}$ 与 $I_{b(4, x)}$ 相似度的标准, 卷积值越大, 相似度越高^[6].

由于卷积层运算十分耗时, 因此很有必要对卷积层计算进行优化, 提高算法的运算速度. 针对本文计算输入数据卷积, 无法直接用矩阵乘法实现的问题, 本文基于卷积展开技术^[7]对输入数据进行展开, 并使用 BLAS 矩阵运算库实现具体操作, 有效提高了运算速度.

3) 非线性校正: 卷积的结果通过一个非线性函数处理, 调整映射结果范围, 最大程度保留处理后的特征.

4) 降采样和池化: 本文中通过一个步长为 2, 边长为 3×3 的最大池化操作实现池化和降采样. 最大池化有 3 个具体效果:

第一, 通过最大池化我们能使池化后的结果获得最大相似度, 即满足公式(4)的需求:

$$Conv_{(N, p)} = \frac{1}{4} \sum_{i=0}^3 \max Conv_{(N/2, p+O_{N_i})}(p) \quad (4)$$

式(4)中, O_{N_i} 表示边长为 $N/2$ 的卷积核中心相对于边长为 N 的卷积核中心的偏移量, 取值范围在 $\{-1, 0, 1\}^2$;

第二, 将底层的特征向上层传播, 特征具有平移不变性;

第三, 达到了降采样目的, 降低了输出特征维数.

5) 均值漂移: 根据公式(4), 对与 $I_{a(8,p)}$ 对应的4个下层卷积核 $I_{a(4,p)}$ 的特征图(已经过卷积池化操作)计算均值, 同时网格中心点位置 p 漂移到 p' (如图2所示). 由于卷积核越大(N 越大), 所携带的特征越丰富, 特征图上区分越明显, 越便于图像的正确匹配^[6]. 因此通过对 $I_{a(4,p)}$ 对应特征图的汇聚操作获得 $I_{a(8,p)}$ 对应特征图, 此外下文中提及的汇聚操作都是将边长为 N 的卷积核特征图汇聚成为边长为 $2N$ 的卷积核特征图.

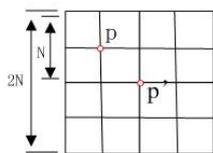


图2 网格中心漂移

2.2 自顶向下获取待匹配图像之间的响应点集:

选取最高层特征图, 即边长为 N_{max} 的卷积核 $I_{a(N_{max},p)}$ 对应的特征图, 该卷积核对应4个子层卷积核 $I_{a(N_{max}/2,p+o_{N,i})}$, 可以通过式(5):

$$O' = \arg \max_{Conv(N_{max}/2,p+o_{N,i})} (2(p'+o_i) + m) \quad (5)$$

计算得到 $I_{a(N_{max},p)}$ 的4个子块 $I_{a(N_{max}/2,p+o_{N,i})}$ 对应位置. 因为在上一节中经过 $K = \log_2(N/4)$ (N 为最高层特征对应卷积核的边长)次迭代获得最大区分度匹配特征图像, 所以从图像中选取任意一点, 通过 K 次自底向上的逆过程, 可以求得在 I_a 中初始卷积核网格中心对应应在 I_b 中的位置点, 这样得到一个匹配点集, 具体算法如下:

算法 1: 自底向上生成特征图

输入: 源图像为 $W \times H$ 的梯度方向直方图 I_a 以及目标图像梯度方向直方图 I_b

输出: I_a 与 I_b 的多层关系特征图.

- ① 将 I_a 分成 m 个不重叠 4×4 ($N=4$) 块 $I_{a(4,p)}$, 对每个块翻转后作为卷积核.
- ② 取以网格中心为 p_i 的块 $I_{a(4,p)}$ 与 I_b 分别做卷积, 由式(3)得到 m 个底层特征图.
- ③ 对特征图进行最大池化和降采样(池化步长为 2, 边长为 3)
- ④ 由式(4)计算得到均值漂移的结果.
- ⑤ 判断 $2N$ 是否小于 $\max(W,H)$, 如果是则重复步骤③和④, 否则结束, 得到多组不同卷积核边长大小对应的特征图.

算法 2: 自顶向下得到匹配点集

输入: 最高层特征图, 即最大边长卷积核对应的特征图 $Conv(N_{max},p)$.

输出: I_a 与 I_b 的匹配点集.

- ① 选取特征图 $Conv(N_{max},p)$ 任意一点作为入口点, 该点对应特征块为 $I_{a(N_{max},p)}$;
- ② 由式(5)计算 $I_{a(N_{max}/2,p+o_{N,i})}$ 的偏移量 o' , o' 满足条件, m 满足 $\{-1,0,1\}^2$;
- ③ 迭代汇聚 $K = \log_2(N/4)$ 次, 即可得到匹配点集以及匹配点之间的相似度.

3 匹配点筛选

在第 2 节算法 2 步骤 3 获得的匹配点集中, 可能存在非匹配对在卷积网络传播过程中发生偏移产生误配, 针对该问题, 本文通过计算匹配点 POEM 特征的相似度, 限定相似度筛选匹配点集, 再通过 RANSAC 算法进一步去除误匹配.

3.1 基于匹配点集 POEM 特征的提纯

一幅图像的 POEM 特征提取过程^[8]如图 3 所示.

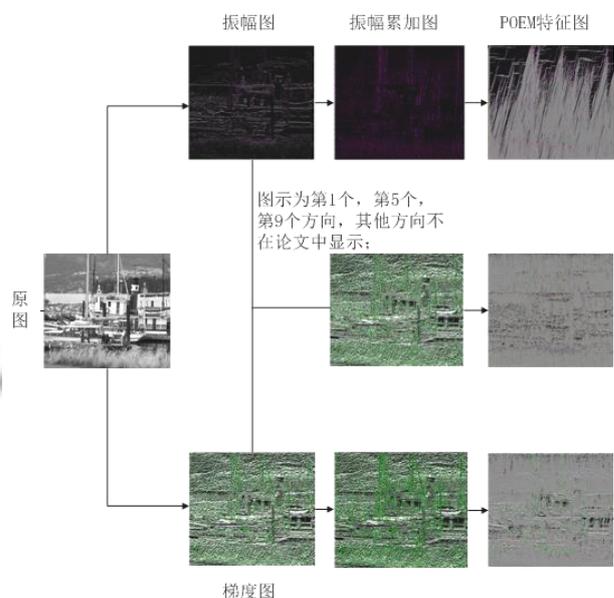


图3 POEM 特征提取过程

主要包括以下步骤:

- 1) 获取梯度幅值图和方向图;
- 2) 将梯度方向量化到 n 个区间内, 图中 $n=8$;
- 3) 将第 i 个方向的振幅图划分成 $m \times m$ 个单元, 将每个单元所有像素点振幅累加, 作为该单元中心点 p 在这个方向振幅图的特征 $G_i(p)$, 将所有 n 个方向的振

幅累加值串联起来,形成的向量 $[G_1(p), G_2(p), \dots, G_n(p)]$,即为像素点 p 的特征向量;

4) 在像素点 p 上,对于第 i 个方向,POEM特征的计算公式为:

$$POEM_{m,np}^i(p) = \sum_{j=1}^{n_p} f(G_i(p) - G_i(q_j)) \cdot 2^j \quad (6)$$

其中: q_j 是 p 的相邻像素点; n_p 是编码所选相邻像素点的总个数; f 的定义即是如果 $x > 0$, $f(x) = 1$,否则 $f(x) = 0$. 像素点 P 的POEM特征就是把 n 个方向的POEM值连接起来:

$$POEM_{m,np} = [POEM_{m,np}^1, \dots, POEM_{m,np}^d]$$

5) 最后再比较以匹配点坐标为中心的 $m \times m$ 块内POEM特征直方图的相似度:

$$S(H_1, H_2) = \sum \min(H_1(j), H_2(j)) \quad (7)$$

j 表示特征维数序号,该值越大表示两张图片越相似,我们设定一个阈值 t ,大于这个阈值的则认为匹配点对符合匹配要求,否则剔除.

在提取深度卷积匹配算法的输入特征时,已经对图像进行梯度提取并计算梯度大小和方向,因此可以同时输入图像的梯度图提取POEM特征,尽管有很多非特征点被提取POEM特征,但是多线程并行处理仍然有效降低了计算时间.

3.2 利用 RANSAC 进一步消除误匹配

RANSAC算法是目前最有效的模型参数估计算法之一,被广泛用于图像误匹配的剔除,其缺点是效率不高,误匹配次数直接影响RANSAC采样次数.由于通过深度卷积匹配以及POEM特征筛选所得到的匹配点集已经是一个精度较高的匹配结果了,所以RANSAC能够迅速收敛并达到剔除错误匹配点的要求^[9].

本文通过迭代随机抽取,找到使匹配点所占比例最高的最小点集,对最小点集和匹配点集一同作非线性优化,得到最终的基本矩阵估计值,记为 W ,最后使用极限约束去除误匹配^[10].

输入得到的匹配点集,然后根据式(8)来剔除:

$$[u_i' \ v_i' \ 1] \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} & W_{13} \\ W_{21} & W_{22} & W_{23} \\ W_{31} & W_{32} & W_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} = 0 \quad (8)$$

若满足式(8)则为匹配点,否则剔除.

通过上述过程,去除误匹配的同时最大程度保留正确匹配点,得到最终的匹配点集合.

4 算法和实验

改进的基于深度卷积网的图像匹配算法 IDCNIM (Improved Deep Convolution Network Based Image Matching Algorithm)对输入、卷积和匹配点的筛选模块做了三个方面的改进,其算法流程如下:

算法3: 本文算法 IDCNIM

输入: 两幅彩色图像 I_1 、 I_2 .

输出: 图像 I_1 、 I_2 的匹配对集合

- ① 提取图像 I_1 、 I_2 的灰度图,并根据压缩格式,进行高斯平滑处理;
- ② 对图像 I_1 、 I_2 进行降噪和归一化处理;
- ③ 提取 I_1 、 I_2 的梯度图 T_1 、 T_2 (含梯度的大小和方向);
- ④ 计算 T_1 、 T_2 梯度方向直方图,并放入IDCNIM网络中,计算得到一个匹配点集,记作A;
- ⑤ 计算图像 I_1 、 I_2 像素的POEM特征,此步与第4步并行进行;
- ⑥ 利用匹配点集的POEM特征计算匹配点对的相似度,根据设定阈值得到匹配点对B;
- ⑦ 利用RANSAC算法,由集合B得到基本矩阵W;
- ⑧ 利用W去除A中的误匹配,得到最终结果.

4.1 匹配性能的验证

为了验证IDCNIM算法的匹配性能,我们搭建了相应的实验环境:在Ubuntu 14.04 LTS下,安装了Eclipse for C++和OpenCV2.4.9, CPU(Intel Core i7-3610QM(8核))的主频为2.30GHz,内存为8G.

为了验证所提算法的有效性,对IDCNIM算法、深度匹配算法DM^[6]、双向SIFT算法^[12]作实验对比,并采用recall和1-precision来评价实验^[11]. recall和1-precision分别定义为:

$$\text{recall} = \frac{\text{Find the right number of matching points}}{\text{The number of matching points}} \quad (9)$$

$$1\text{-precision} = \frac{\text{Find the wrong number of matching points}}{\text{Find the number of matching points}} \quad (10)$$

为了确保实验的可靠,限定找出来的匹配点个数并从中计算各算法产生误匹配的概率.对于双向SIFT通过限定阈值控制匹配点个数,对于本文中的方法及深度卷积网络匹配DM,随机选取匹配点对数,将多次的计算结果取平均值(向上取整)作为算法的误匹配概率.

4.2 实验结果分析

匹配实验效果图如图 4 至图 6.

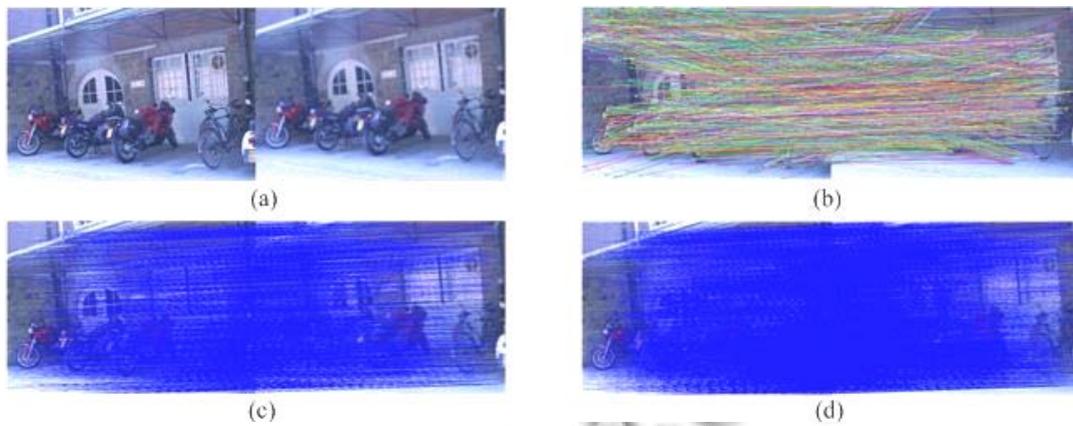


图 4 存在模糊的测试图像以及 3 种方法的匹配结果. (a)测试图; (b)双向 SIFT 算法得到的匹配结果; (c)本文算法得到的匹配结果; (d)DM 算法得到的匹配结果.

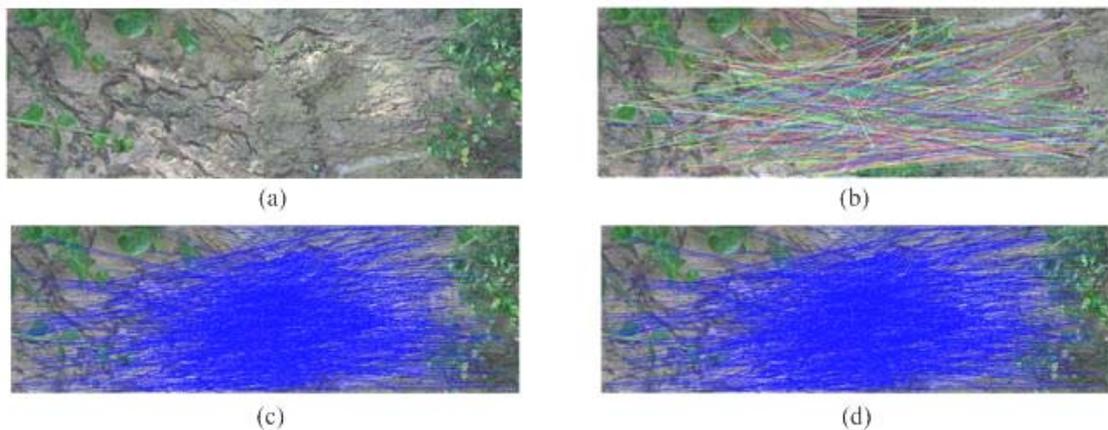


图 5 存在重复纹理、尺度和旋转变化的测试图像. (a)测试图; (b)双向 SIFT 算法得到的匹配结果; (c)本文算法得到的匹配结果; (d)DM 算法得到的匹配结果.

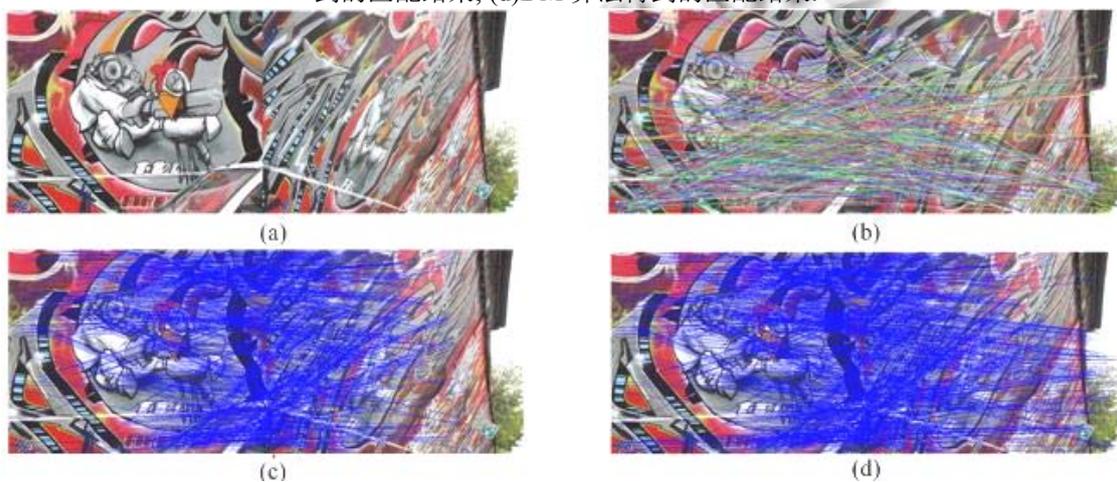


图 6 存在视角变换的测试图像以及 3 种算法的匹配结果. (a)测试图; (b)双向 SIFT 算法得到的匹配结果; (c)本文算法得到的匹配结果; (d)DM 算法得到的匹配结果.

表1 测试图4 匹配结果

序号	匹配点数目	测试图4 错误匹配的对数/错误率		
		双向 SIFT ^[12]	IDCNIM	DM ^[6]
1	250	7/0.028	4/0.016	6/0.024
2	300	15/0.050	6/0.020	4/0.013
3	350	38/0.109	5/0.014	8/0.023
4	400	51/0.128	6/0.015	9/0.023
5	450	69/0.153	7/0.016	11/0.024
6	500	82/0.164	8/0.016	10/0.02

表2 测试图5 匹配结果

序号	匹配点数目	测试图5 错误匹配的对数/错误率		
		双向 SIFT ^[12]	IDCNIM	DM ^[6]
1	150	14/0.094	6/0.040	8/0.053
2	200	28/0.140	8/0.040	14/0.070
3	250	49/0.196	13/0.052	23/0.092
4	300	71/0.237	21/0.070	31/0.103
5	350	85/0.243	24/0.069	42/0.120
6	400	103/0.258	28/0.070	51/0.128

表3 测试图6 匹配结果

序号	匹配点数目	测试图6 错误匹配的对数/错误率		
		双向 SIFT ^[12]	IDCNIM	DM ^[6]
1	150	16/0.107	7/0.047	8/0.053
2	200	34/0.170	16/0.080	21/0.105
3	250	56/0.224	25/0.100	32/0.128
4	300	68/0.227	26/0.087	34/0.113
5	350	81/0.231	31/0.089	37/0.106
6	400	97/0.243	35/0.088	46/0.115

针对图 4(a)所示的测试图像存在模糊变化,不存在明显的位移或者视角的变化,对比图 4(b)和图 4(c)、图 4(d)可以观察到,图 4(c)、图 4(d)的匹配点连接线几乎都是平行的,而图 4(b)存在交叉连接线,是明显的错误匹配,同时图 4(c)比图 4(b)的连接线明显减少,这是匹配点筛选后的结果,表 1 的结果验证:在图像出现模糊的情况下,IDCNIM 和 DM 算法都取得了较好的效果.在匹配精度上,错误率稳定在 1.6%和 2.4%,而双向 SIFT 算法的错误率会随着匹配对数的增加而出现增长,这是由于阈值 t 随着匹配对数的增大而增大导致的结果,IDCNIM 和 DM 算法能检测出的正确匹配对数的数量要多于双向 SIFT 匹配算法,而 IDCNIM 由于进行了匹配点的进一步筛选,有效剔除了部分错匹配点,对比原算法鲁棒性更强.

针对图 5(a)所示的测试图像,图像存在重复纹理、旋转和尺度变化,这幅测试图左半边图像是右半边图

像旋转 180 度后局部放大的结果,而右上角区域未在左半边图像中出现.对比图 5(b)、图 5(c)和图 5(d)可以观察到,图 5(c)、图 5(d)的匹配点连接线在右上角区域出现的概率较低,同时图 5(c)比图 5(d)出现的误匹配连接线更少.表 2 的结果验证:IDCNIM 算法在测试图 5 这一类变化的图像中匹配效果更佳,随着匹配对数的增加,IDCNIM 错误率稳定在 7%左右,DM 接近 13%,而双向 SIFT 随着匹配对数的增加而增加,这是由于 IDCNIM 算法中 POEM 特征本身具有一定旋转不变性以及丰富的纹理特征,因此在对匹配点筛选后,有效去除了部分误匹配,提高了算法的鲁棒性.

针对图 6(a)所示的测试图像,图像存在视角变化,这幅测试图最右侧的树木以及天空未出现在左半边图像,对比图 6(b)和图 6(c)、图 6(d)可以观察到,图 6(c)、图 6(d)的匹配点连接线在此区域出现的概率较低,同时图 6(c)比图 6(d)出现的误匹配连接线更少.表 3 结果验证:IDCNIM 算法和 DM 算法处理视角变化的图像时也具有比较稳定的匹配表现,随着数量的增加,IDCNIM 算法和 DM 算法错误率趋于稳定,分别接近于 9%和 12%,而双向 SIFT 错误率逐渐增加,说明 IDCNIM 算法和 DM 算法可以找出更多正确的匹配点对,同时 IDCNIM 算法也在 DM 算法的基础上去除了部分错误的匹配点对,增强了 DM 算法的鲁棒性.

表4 IDCNIM 和 DM 算法运行时间对比

序号	测试图中卷积运算/总时间(单位: s)	
	IDCNIM	DM ^[6]
测试图 4	2.0178/6.5910	4.8761/7.3205
测试图 5	1.3802/3.8842	2.9505/4.2531
测试图 6	0.9047/3.5623	2.1732/4.0126

此外,由表 4 可看出,IDCNIM 通过卷积展开操作有效降低了卷积运算所需时间,卷积层运算时间大幅缩短,比原算法在卷积层运算节省时间接近 55%.尽管由于特征点筛选处理占用了算法的部分时间,但是算法总体时间还是较 DM 有所缩短,有效提高了算法的实时性.

5 结语

本文提出一种以图像梯度信息为特征,通过加速的深度卷积网络计算各点的相似度,最后通过各像素点的 POEM 特征相似度和 RANSAC 算法实现了匹配点集的筛选.实验的结果也显示,IDCNIM 算法的匹配

精度和运行速度较原算法都有所提高。下一步的研究考虑对卷积过程中非最顶层的特征进行融合,进一步提升匹配精度。

参考文献

- 1 Verma P, Shaligram V. A survey: Image matching. *International Journal of Digital Application & Contemporary Research*, 2015, 4(1): 631–635.
- 2 Lowe D. Distinctive image feature from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91–110.
- 3 Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF). *Computer Vision & Image Understanding*, 2008, 110(3): 346–359.
- 4 Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection. *IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*, 2005, 1(12): 886–893.
- 5 Ngoc-Son V, Alice C. Enhanced patterns of oriented edge magnitudes for face recognition and image matching. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2012, 21(3): 1352–1365.
- 6 Revaud J, Weinzaepfel P, Harchaoui Z, et al. Deep convolutional matching. *Computer Vision & Pattern Recognition*, 2015: 1164–1172.
- 7 刘进锋.一种简洁高效的加速卷积神经网络的方法. *计算机技术*, 2014, 14(33): 240–243.
- 8 张祥德,朱和贵,李倩颖,等.基于MBC和POEM特征的人脸识别方法. *东北大学学报*, 2015, 36(11): 1526–1529.
- 9 Cao Y, Feng Y, Yang Y, et al. Application of plane estimation algorithm based on RANSAC in volume measurement of object on road surface. *Chinese Journal of Sensors & Actuators*, 2012, 25(3): 413–416.
- 10 单小军,唐娉.图像匹配中误匹配点的检测技术综述. *计算机应用研究*, 2015, 9(9): 2561–2565.
- 11 Davis J, Goadrich M. The relationship between precision-recall and ROC curves. *Proc. of the 23rd International Conference on Machine Learning*. ACM. 2010, 6. 233–240.
- 12 李刚,曾荣盛,韩建涛,等.基于双向SIFT的未标定图像的立体匹配. *全国信号和智能信息处理与应用学术会议*, 2010, 46(9S): 253–257.