

基于双向最大相关与视差约束的特征点匹配

徐 玮, 张茂军, 熊志辉, 王 炜

XU Wei, ZHANG Mao-jun, XIONG Zhi-hui, WANG Wei

国防科技大学 信息系统与管理学院, 长沙 410073

College of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China

XU Wei, ZHANG Mao-jun, XIONG Zhi-hui, et al. Feature point matching based on bidirectional maximal correlation and parallaxic restriction. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(28): 155-157.

Abstract: This paper proposed a matching method of feature point based on bidirectional maximal correlation and parallaxic restriction, which firstly improves the precision of feature point matching by utilizing the strategy of bidirectional matching, and then eliminates false matching point based on parallaxic restriction. Experimental results show that this matching method is not only easy and efficient, but also precise for matching.

Key words: feature point; feature point matching; parallaxic restriction

摘 要: 提出一种基于双向最大相关与视差约束的特征点匹配方法, 首先利用双向匹配策略来提高匹配精度, 然后基于视差约束条件进一步剔除误匹配点, 实验证明该算法不仅简单高效而且匹配精度高。

关键词: 特征点; 特征点匹配; 视差约束

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.28.052 **文章编号:** 1002-8331(2008)28-0155-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

特征点是指在多次透视投影中保持不变的特征不变量, 如图像中角点、孤立点等。特征点匹配则是建立多个参考图像上分别由同一关键场景点投影所得特征点之间的对应关系, 它是数字图像处理领域的经典问题, 在图像配准、运动估计、计算机视觉等领域具有广泛的应用。文献[1]将现有的匹配方法分为基于特征的匹配和基于窗口的匹配两大类。前者基于确定特征点的边、角等投影特征进行匹配^[2-3], 以预先抽取的特征点对应几何特征(如特征点所在的角点角度、方向等)为基础, 通过这些特征之间的相似性判断特征点之间的匹配关系, 由于特征提取步骤中引入了额外的计算, 常常造成了较大的效率瓶颈。基于窗口的匹配方法^[4-5]认为在由同一场景点投影所得的特征点附近区域中, 所有像素的灰度分布点具有很好的相关性, 基于这个认定, 对该区域内的所有像素点, 通过交叉相关性进行匹配。基于窗口的匹配方法具有算法效率高、技术成熟等优势, 是目前大多数匹配算法的基础, 但此类方法的匹配效果易受噪声、

相关与视差约束的特征点匹配方法, 该方法首先利用双向匹配策略来提高匹配精度, 然后基于视差约束条件进一步剔除误匹配点。实验证明, 该匹配算法简单高效、匹配精度高。

1 双向最大相关匹配

两幅参考图像中的匹配点是指同一场景点分别在这两幅图像中的投影点, 因此, 匹配点应具有最大的相关性。

归一化协方差相关函数 $C(t_1, t_2)$ 描述了特征点之间的相关程度。如图 1 所示, 在图像 1 中有一特征点 t_1 , 在图像 2 中寻找对应的特征点 t_2 。使用大小为 $(2w+1) \times (2h+1)$ 的相关窗口, 窗口中心位于图像 1 中的 t_1 处, 在图像 2 中选择一矩形搜寻区域 $(2d+1) \times (2d+1)$, 该搜寻区域包含了特征点 t_2 。设 $I_1(i, j)$ 、 $I_2(i, j)$ 表示图像 1、2 中像素点 (i, j) 处的灰度值。归一化协方差相关函数定义为:

$$C(t_1, t_2) = \frac{\sum_{m=-w}^w \sum_{n=-h}^h [I_1(m+i_1, n+j_1) - \overline{I_1(i_1, j_1)}] \times [I_2(m+i_2, n+j_2) - \overline{I_2(i_2, j_2)}]}{\sqrt{\left\{ \sum_{m=-w}^w \sum_{n=-h}^h [I_1(m+i_1, n+j_1) - \overline{I_1(i_1, j_1)}]^2 \right\} \times \left\{ \sum_{m=-w}^w \sum_{n=-h}^h [I_2(m+i_2, n+j_2) - \overline{I_2(i_2, j_2)}]^2 \right\}}}$$

光线的明暗差异等外部因素的影响, 鲁棒性有待加强。为了提高基于窗口的匹配方法的鲁棒性, 本文提出一种基于双向最大

显然, $C(t_1, t_2)$ 取值范围是 $(-1, 1)$, $C(t_1, t_2)$ 取值越大, 说明 t_1 和 t_2 两个特征点相关程度越高。计算图像对中每个特征点的

基金项目: 湖南省自然科学基金 (the Natural Science Foundation of Hunan Province of China under Grant No.08JJ5027)。

作者简介: 徐玮, 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为虚拟现实、基于图像绘制等; 张茂军, 男, 博士, 教授, 博导, 主要研究方向包括虚拟现实、多媒体信息系统、系统仿真等; 熊志辉 (1976-), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为嵌入式系统设计、多媒体信息处理等; 王炜, 男, 博士, 副教授, 主要研究方向包括多媒体信息系统、系统仿真等。

收稿日期: 2008-03-26 **修回日期:** 2008-06-19

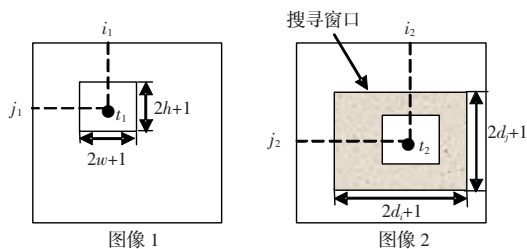


图1 相关匹配

归一化协方差相关函数,可得到如表1所示的特征点相关匹配矩阵,其中 $1, 2, \dots, m_1$ 代表图像1中的特征点序号, $1, 2, \dots, m_2$ 代表图像2中的特征点序号。在应用中,一般当两个特征点的归一化协方差相关函数小于一个阈值 g 时,可以认为两个特征点不相关,即当 $C(t_1, t_2) < g$ 时,认为两个特征点肯定不是匹配特征点。在本文的实验中,取 $g=0.9$ 。如果令不匹配特征点的归一化协方差相关函数 $C(t_1, t_2)=0$,则特征相关匹配矩阵可表示为表2的形式。

表1 特征相关匹配矩阵

图像1	图像2			
	1	2	...	m_2
1	0.91	0.76	...	0.85
2	0.78	0.98	...	0.93
...
m_1	0.83	0.96	...	0.95

表2 设置了阈值的特征相关匹配矩阵

图像1	图像2			
	1	2	...	m_2
1	0.91	0	...	0
2	0	0.98	...	0.93
...
m_1	0	0.96	...	0.95

如表2所示,如果将非零值当作候选匹配点,则一个特征点在另一幅图像中的候选匹配特征点可能有多(如:图像1中的特征点2),这就出现了匹配的歧义性。为了消除匹配的歧义性,可以采用双向匹配的方法来得到更为可靠的匹配结果。

双向匹配的具体做法是:将图像1、图像2视为是对称的,以图像1作为参考图像,对于图像1中的每一个特征点,在图像2中寻找最可能匹配(即在特征相关匹配矩阵中寻找归一化协方差相关函数最大的特征点);然后反过来,以图像2作为参考图像,对于图像2中的每一个特征点,在图像1中寻找最可能匹配,如果这两次匹配结果相同,则匹配是最可靠的。通过双向匹配,可以建立样本图像对间有效的匹配特征点集。

在上述的特征点匹配算法中,阈值 g 的选取对算法效果有很大影响。显然, g 的取值范围应在0到1之间。 g 取值大小会直接影响候选匹配点个数, g 越小,候选匹配点越多,双向匹配计算越复杂,但匹配点漏检概率越小; g 越大,候选匹配点越少,双向匹配计算越简单,但匹配点漏检概率越高。因此,在实际应用中,阈值 g 的取值应综合考虑两方面因素。

2 视差约束剔除误匹配点

相关值反映了两个图像区域的灰度相似程度,由于噪声、视点改变和遮挡等因素的影响,有时相关值大的匹配并不是最可信的匹配,例如纹理丰富的场景,特别是存在重复纹理的区域,特征点周围可能存在着与其灰度分布特征相似的其他特征点,此时,在噪声等一些外部因素的干扰下,就很可能发生误匹配的情况。

为进一步降低误匹配概率,可以引入视差约束条件来进一步剔除误匹配点^[4]。视差约束是指在两幅相关的参考视图中,如果相机相对位移和旋转角度均不很大,那么,同一场景点在两幅图像上的投影点位置也相差不大。因此可以在图像坐标系下,建立匹配点集的绝对视差约束:对候选匹配的两个特征点

t_1, t_2 , 设定最大视差半径 d_{\max} ,当两个特征点之间的距离大于这个半径,即: $d(t_1, t_2) > d_{\max}$,则视为误匹配。

考虑相机之间可能存在的偏移和焦距变换,参考图像对的对应特征点集之间可能存在着整体的位移或者放缩偏差,在进行视差约束计算之前,先对特征点集进行重心校准和放缩尺度校准^[5],使对应特征点对具有整体上近似的位置分布关系。

特征点集 T_1, T_2 的重心分别为:

$$\mu_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{t_i \in T_1} t_i \quad \mu_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{t_i \in T_2} t_i$$

以各自的重心为参考点,特征点集 T_1, T_2 的整体放缩尺度分别为:

$$d_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{t_i \in T_1} |t_i - \mu_1| \quad d_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{t_i \in T_2} |t_i - \mu_2|$$

以图像1为基准校正图像2上所有特征点的位置坐标,即令

$$t_2^j = \frac{(t_2^j - \mu_2 + \mu_1) d_2}{d_1}$$

显然,经过坐标校正,参考图像1和图像2上所有特征点的重心在各自图像坐标系中位置相同,且特征点集到特征点重心的平均距离相等。基于校正后的图像坐标计算匹配特征点之间的距离 $d(t_1, t_2)$,若 $d(t_1, t_2) > d_{\max}$,则从匹配点集中剔除该匹配点对。

3 实验结果与分析

利用本文算法,针对校正图像对(平行视图)进行实验,得到图2所示结果;对未校正图像对(非平行视图)进行实验,图3给出了合成场景的实验结果,图4给出了实际场景的实验结果。上述图中的L1和R1表示来自同一场景的左右两幅图像,L2和R2表示对左右图像分别提取角点的结果,L3和R3表示通过双向角点匹配后获得的左右图像的匹配点集,L4和R4表示对双向匹配角点集再进行视差约束,进一步剔除误匹配点后得到的匹配点集。不同图像的实验结果对比如表3所示。

表3 不同实验图像的角点匹配算法实验结果对比

图序号		图2	图3	图4
角点提取数目	左图像	539	98	232
	右图像	525	90	212
基于双向最大相关的角点	总数	285	60	90
	误匹配数	27	6	30
匹配	准确率	90.5%	90.0%	66.7%
	基于双向最大相关与视差约束的角点匹配	总数	241	54
	误匹配数	4	1	2
	准确率	98.3%	98.1%	93.9%

由表3的实验结果对比可得到如下结论:

(1)平行视图的正确匹配率大于非平行视图的正确匹配率。这主要是因为与非平行视图相比,在平行视图中,两幅图像对应的成像相机仅有位移变化,使得图像中对象的成像形状变化较小,从而在角点匹配时误匹配概率较低。

(2)在进行双向匹配后,再利用视差约束剔除匹配点,可以进一步提高匹配的准确度,如表3所示,对双向最大相关匹配点集进行视差约束后,图2、3、4中匹配点集的准确率分别由90.5%、90.0%、66.7%提高到98.3%、98.1%和93.9%。

(3)对于复杂真实场景的实验图像,单纯使用双向最大相

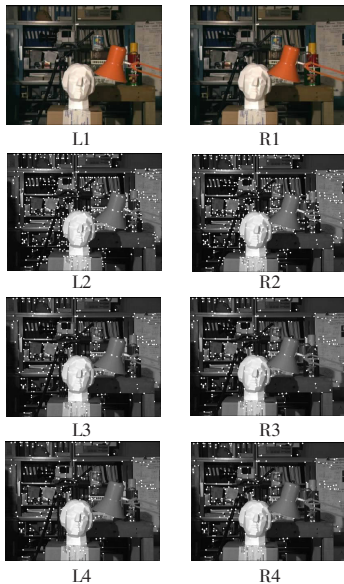


图2 校正平面图像对的特征点匹配结果

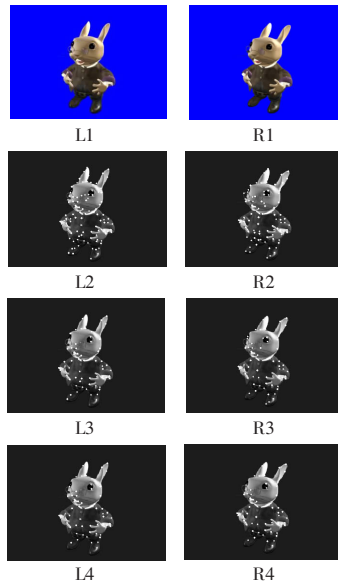


图3 合成场景未校正平面图像对的特征点匹配结果



图4 实际场景未校正平面图像对的特征点匹配结果

关匹配算法,匹配准确度不高,如图4所示,仅有66.7%的准确度,这种情况下,加入视差约束后,对匹配准确度的提高效果明显,从66.7%提高到了93.9%。

综上所述,无论对平行视图还是非平行视图,使用本文提出的基于双向最大相关和视差约束的特征匹配算法,均能得到90%以上的正确匹配率,完全可以满足基础矩阵的群体智能估计算法的要求,即:在样本匹配点集合内,正确匹配点数目大于误匹配点数目。

参考文献:

[1] 宋汉辰.虚拟环境中图像对象的建模与表现技术研究[D].长沙:国防

科技大学信息系统与管理学院,2004.

- [2] Zhang Z Y, Derche R. A robust technique for matching two uncalibrated images through the recovery of the unknown epipolar geometry[J]. *Artificial Intelligence Journal*, 1995, 78: 87-119.
- [3] Daniel H, Kleinberg J. Comparing point sets under projection[C]// *Proceedings of the 5th Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms*, 1994.
- [4] Zhou J, Shi J. A robust algorithm for feature point matching[J]. *Computer & Graphics*, 2002, 26: 429-436.
- [5] Gold S, Rangarajan A. A graduated assignment algorithm for graph matching[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis*, 1995, 18: 377-388.

(上接 118 页)

从图4(a)中可以看出,固定攻击时间,检测概率随着攻击速率的增加而增大,当攻击速率大于800个/s时,5次攻击时间检测概率均达到90%以上;固定攻击速率,检测概率随着攻击时间的增长而增大,当攻击时间取最长 $t_5=60$ s时,在攻击速率仅为150个/s时检测概率即可达到93.74%。

在图4(b)中,固定攻击时间,检测概率随着攻击速率的增加而增大,当攻击速率大于1300个/s时,5次攻击时间检测概率均达到90%以上;固定攻击速率,检测概率随着攻击时间的增长而增大,当攻击时间取最长 $t_5=60$ s时,在攻击速率为250个/s时检测概率才达到93.58%。

从图4中可以看出,使用遗传算法优化神经网络作为检测模型,检测概率明显优于单纯的神经网络模型,检测效果比较满意。

6 结语

利用遗传神经网络进行入侵检测的优点是鲁棒性好、全局搜索能力强、误警率低等,其优点已经引起研究人员的广泛关注。IMS的安全机制正处于不断完善之中,除了面临新网络架构所带来的安全挑战外,还要面对Internet已有的诸多安全威胁。把遗传神经网络应用到IMS中的DOS攻击检测,为IMS中

安全机制的完善提供了一种解决方案。

参考文献:

- [1] 3GPP.TS.33.203.3G Security:access security for IP-based service (SA3)[S].2006.
- [2] 3GPP.TS.33.310.3G Security:network domain security,IP network layer security[S].2006.
- [3] Mohiuddin S, Hershkop S, Bhan R, et al. Defending against a large scale denial-of-service attack[C]// *Proceedings of the IEEE Workshop on Information Assurance and Security*, New York, 2002.
- [4] Portnoy L, Eskin E, Stolfo S J. Intrusion detection with unlabeled data using clustering[C]// *Proceedings of the ACMCSS Workshop on Data Mining Applied to Security (DMSA, 2001)*, Philadelphia, PA, 2001.
- [5] Ertoz L, Eilertson E, Lazarevic A, et al. Detection and summarization of novel network attacks using data mining[R]. 2003.
- [6] 高能,冯登国,向继.一种基于数据挖掘的拒绝服务攻击检测技术[J]. *计算机学报*, 2006, 29(6): 944-950.
- [7] 周开利,康耀红.神经网络模型及MATLAB仿真程序设计[M].北京:清华大学出版社,2005: 73-76.
- [8] 翟宜峰,李鸿雁,刘寒冰,等.用遗传算法优化神经网络初始权重的方法[J]. *吉林大学学报:工学版*, 2003, 33(6): 765-768.