

多元量化 SIFT 视觉特征提取方法

袁银勇, 吴德伟, 邵能建, 戚君宜, 周阳¹
(空军工程大学信息与导航学院, 陕西西安, 710077)

摘要 视觉特征提取质量决定了UCAV认知导航的效能。为实现UCAV认知导航的高鲁棒性特征点提取,提出一种特征点优选的多元量化MQ-SIFT方法。针对SIFT模拟特征序列分布不均匀、正确匹配率不高的缺陷,提出采用多值量化与比特抽取结合法对模拟特征序列进行多元量化,并且分析验证了该方法的优越性能。为确保高鲁棒性特征点用于认知导航,对特征点进行了优选,给出了优选准则,提出了搜索最大连通集的改进迭代互欧氏距离方法。仿真结果表明:在图像信噪比大于10 dB时,MQ-SIFT算法及其优选的特征点具有较高的正确匹配率,并且其匹配率能够满足认知导航系统需求。

关键词 认知导航; 视觉导航; UCAV; SIFT; 量化

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2012.04.013

中图分类号 V279 **文献标识码** A **文章编号** 1009-3516(2012)04-0065-05

视觉导航作为无人作战飞机(Unmanned Combat Aerial Vehicles, UCAV)认知导航^[1]环境特征信息的重要来源,对其感知环境进行特征点提取及匹配是实现UCAV定位导航的前提。鉴于UCAV作战时的高机动性,需要提取的特征点在加噪、尺度变化、旋转变换、仿射变换等情形下具有不变性。近年来,基于图像局部不变特征变换的特征点提取方法得到了较快发展。Mikolajczyk^[2]对尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)^[3]、矩不变量等特征点提取方法进行了对比,当照明、仿射、模糊等变换程度较大时,基于SIFT算法的特征点提取方法最稳定、性能最佳,但该算法通常提取的特征点较多,并用128维小向量形式表示,存储空间大、匹配耗时多、正确匹配率不高。为产生分布较均匀的少数特征点,诸多学者^[4-5]对匹配策略进行了改进,提高了匹配速度。模拟序列多元量化^[6]依据一定的规则将模拟的数值映射到多元域上产生多元序列。通过对序列进行编码、优选,能够实现SIFT算法减少存储空间和匹配运算量,提高正确匹配率。为提高匹配速度、增加正确匹配率,本文将对SIFT算法描述子的量化以及优选展开讨论,提出一种基于多元量化的SIFT(MQ-SIFT)算法,给出特征点优选准则,并且分析其性能。

1 SIFT 算法主要步骤

步骤1 多尺度空间形成。SIFT算法通过多尺度空间方法模拟人类在不同距离观察事物的过程,主要包括:①将源图像2倍插值,取不同尺度构建图像高斯金字塔;②由相邻图像相减得到高斯差分金字塔。

步骤2 极值点检测及精确定位。每个采样点要和它同尺度及上下相邻尺度对应的26个点比较检测出极值点。为增强匹配稳定性、提高抗噪声能力,需做以下处理:①对像素插值以精确确定关键点的位置和尺度;②利用Taylor二级数在关键点位置展开,设定门限(Lowe^[3]建议取0.03),去除低对比度关键点;③利用Hessian矩阵的迹和行列式的比值,设定门限(Lowe^[3]建议取10),去除不稳定边缘响应关键点。

¹ 收稿日期:2012-03-26

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61001111;61104056)

作者简介:袁银勇(1983-),男,江苏泰州人,硕士生,主要从事无人机导航研究。

E-mail: yuanyinyong1983218@163.com

步骤 3 关键点主方向确定。在以关键点为中心的邻域窗口内采样,并用直方图统计邻域像素的梯度方向,直方图的峰值代表该关键点的方向。

步骤 4 特征点描述子生成。标准 SIFT 算法采用经典矩形描述符,为保证旋转不变性,相关文献[7]、[8]采用圆形描述符。本文旨在说明对特征序列的量化方法,采用的是经典矩形描述符,第 l 个 128 维的特征点描述序列表示为 $f_l = [f_{l,1}, f_{l,2}, \dots, f_{l,128}]$ 。

2 改进的 MQ-SIFT 算法

通过描述子的产生过程可看出,描述序列 f_l 中的各元素 $f_{l,i} (i=1,2,\dots,128)$ 取值具有随机性,但通过图 1 给出的特征描述序列间的归一化欧氏距离 $(d_{i,j}/128)$ 取值分布发现, $f_{l,i}$ 为非均匀分布,并且取值集中在低值区。Lowe^[3] 采用欧氏距离 $d_{i,j}^2 = \sum_{k=1}^{128} (f_{i,k} - f_{j,k})^2$ 作为特征点间相似性度量方式,此时非均匀分布对欧氏距离的方差影响较大,导致相互间的差异不大,正确匹配率不高。

引理 SIFT 算法产生的模拟特征序列间欧氏距离 d^2 的方差为各元素方差和的 2 倍。

若欧氏距离为 d ,各元素方差为 σ_i^2 , $f_{i,k}$ $f_{j,k}$ 为第 i,j 个特征序列,其中 k 为序列中各元素,则有:

$$E(d^2) = E\left(\sum_{k=1}^{128} (f_{i,k} - f_{j,k})^2\right) = \sum_{k=1}^{128} E(f_{i,k} - f_{j,k})^2 = \sum_{k=1}^{128} [2E(f_{i,k}^2) - E(f_{j,k}^2)] = 2 \sum_{k=1}^{128} \sigma_k^2 \quad (1)$$

为增大提取特征点间的差异性,本文对模拟特征序列进行多元量化处理,提出 MQ-SIFT 算法。对模拟序列进行多值量化广泛使用于跳变序列的产生^[6]。常用的量化有均匀量化和非均匀量化,前者将模拟序列的取值区间均匀等分成 q 份,即 $\Delta f_{i,k} = [k/q, (k+1)/q], k=0,1,\dots,q-1$,如果 $f_{i,k}$ 属于 k 个子区间,利用 k 代替 $f_{i,k}$,这样由模拟序列 f_l 产生一个新序列 S_l ;后者的各量化区间根据需要自适应取值,量化方法向多元序列映射规则与均匀量化相同。为有效改善特征序列的分布特性,增加特征点的正确匹配率,本文提出利用多值量化与比特抽取相结合法对模拟特征序列进行非均匀量化,主要包括以下步骤:

步骤 1 采用的非均匀量化区间为 $\Delta f_{i,k} = [(k/q)^3, ((k+1)/q)^3]$,其中 q 为元数, $k=0,1,\dots,q-1$,产生多值量化序列 $S_l = \{s'_l(0), s'_l(1), \dots, s'_l(127)\}$, $s'_l(i) \in \{0,1,\dots,q-1\}$;

步骤 2 将 S_l 中各元素表示成 $r = \log_2 q$ 位的二进制数形式 $a_1(s'_{l,k})a_2(s'_{l,k})\dots a_r(s'_{l,k})$,并构造如式(2)的矩阵:

$$\begin{bmatrix} a_1(s'_{l,0}) & a_2(s'_{l,0}) & \dots & a_r(s'_{l,0}) \\ a_1(s'_{l,1}) & a_2(s'_{l,1}) & \dots & a_r(s'_{l,1}) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_1(s'_{l,127}) & a_2(s'_{l,127}) & \dots & a_r(s'_{l,127}) \end{bmatrix} \quad (2)$$

步骤 3 对矩阵按列顺序依次截取 r 位二元符号构成一组,取完所有元素,即可得到 128 个元素的 q 元序列 S_l 。若设定量化元数 $q=32$,则多值量化与比特抽取结合法量化后的特征点序列分布如图 2 所示,可见分布均匀性及归一化欧氏距离都有所改善。

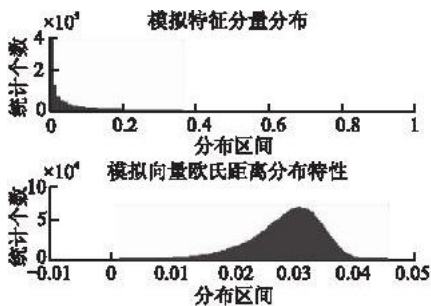


图 1 模拟特征描述分布特性

Fig. 1 Analog feature vectors distribution

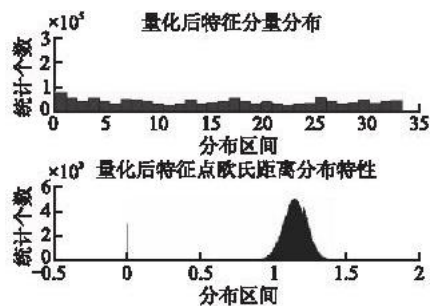


图 2 量化后特征描述分布特性

Fig. 2 Quantified feature vectors distribution

3 特征点优选方法

MQ-SIFT 算法产生的特征点数量较多,但并非所有的特征点都满足 UCAV 导航可靠提取、易于识别要求。MQ-SIFT 算法往往采用欧氏距离作为特征的相似性度量,匹配时搜索特征点间的最小欧氏距离。特征点优选准则与依据与特征点间相似性度量方式密切相关。特征点间的欧氏距离越大,越易匹配识别,此时优选准则便是互欧氏距离。该准则的判定过程中,可将待选特征点看作节点,满足互欧氏距离准则的 2 个特征点可以认为是互相连通的节点,等价于图论中寻找最大连通集的问题。文献[9]给出了一种迭代方法寻找关于方阵对角线对称的方阵图,其基本思想是:对于节点数目为 n 的特征点集合,定义一个 $n \times n$ 阶互欧氏距离方阵 $F_{n \times n}$,方阵的各元素取值如下:当 $i \neq j$ 时,如果大于等于门限则 $F_{i,j} = 0$,否则 $F_{i,j} = 1$;当 $i = j$ 时,则设定 $F_{i,j} = 0$,即对角线上的元素全部为零。优选过程也就是在 $F_{n \times n}$ 中寻找标记为“0”的关于对角线对称的最大维数方阵。但该思想寻找的是局部最优方阵,若将该位置移至最后,可得到全局最大维数方阵,方法如下:

步骤1 借助 $\text{find}(\ast)$ 函数进行第1次判断,此函数用来寻找矩阵中非零元素的下标,最大方阵 $F(1:n, 1:n)$ 中是否含有“1”,如果函数返回空,则说明 $F(1:n, 1:n)$ 不含“1”,就是最大连通图,不做移动,否则进入步骤2。

步骤2 开始第 $i(i = 1, 2, \dots, n)$ 次判断,此时检测方阵为 $F_{m \times n}(m = n - i + 1)$,该方阵沿对角线移动,最多检测次数为 i 次,每移动一次进行一次判断,若存在非零元素依次移至方阵最后。

步骤3 第 $k(k = 1, 2, \dots, i)$ 次移动的检测方阵为 $T(k:k+m, k:k+m)$,若检测方阵不含“1”,停止移动,转入步骤4;否则,当 $k \leq i$ 重复步骤3且令 $k = k + 1$,当 $k > i$ 且 $i = i + 1$ 重复步骤2。

步骤4 此时 $T(k:k+m, k:k+m)$ 为最大连通图,根据矩阵下标关系可找出相应的特征点,完成优选。

4 仿真验证与结果分析

仿真内容:①对多值量化时的量化元数进行分析,确定最佳量化元数;②对多元特征序列的优选进行仿真,分析优选序列的性能;③测试一定信噪比条件下的 MQ-SIFT 算法匹配性能。性能指标:①信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR),即已有图像局部的方差最大值与噪声方差的比值;②匹配率,即匹配序列对数与两图像特征点数的最小值的比值;③正确匹配率,即正确匹配序列对数与匹配序列对数的比值。

4.1 最佳量化元数

SIFT 算法产生的 128 维模拟特征序列进行多值量化时的量化元数 q 可取 $2^o, o = 1, 2, \dots$ 。仿真发现,不同量化元数产生序列的欧氏距离不同,表1给出了归一化欧氏距离均值 \bar{d} 与元数 q 间的线性对应关系。从表1中可见,元数越大,互欧氏距离均值越大,特征点的差异越明显。通过对大量的图像仿真发现,该特性具有普遍性,通过拟合得到关系式为 $\bar{d} = 0.03475q + 0.034407$ 。还可发现,随着元数增加,互欧氏距离的取值范围宽度越大。因此,SIFT 算法产生的 128 维模拟序列在进行多值量化时存在最佳量化元数。权衡 UCAV 导航对特征点匹配率及正确匹配率要求,最佳量化元数为 8、16 或 32,三者匹配性能见图3。

表1 最优量化元数

Tab. 1 Optimal quantification number

q	2	4	8	16	32	64
\bar{d}	0.032 5	0.140 2	0.295 7	0.575 6	1.165 0	2.306 3
分布区间	0.005 - 0.06	0.09 - 0.185	0.21 - 0.37	0.42 - 0.72	0.9 - 1.43	1.85 - 2.80
宽度	0.055	0.095	0.16	0.3	0.53	0.95

4.2 特征点优选

互欧氏距离准则存在:①限定互欧氏距离门限值 O_{th} ;②限定优选序列个数 N_{op} 。对于前者,优选特征点多少与门限密切相关,门限越高优选特征点数越少。设定量化元数 $q = 32$,采用改进的迭代方法寻找对角线对称的最大维数方阵,优选结果见表2。通过表2可知,归一化欧氏距离均值为 1.165 0,取值范围为 0.9 - 1.43,通过对 0.95 - 1.25 范围内限定门限的特征点优选发现,在门限大于 1.184 0 范围内优选对数很少,若

要保证可靠导航,门限取值应在 $0.8d - 0.9d$ 范围内。

表2 限定欧氏距离门限值情形的优选结果

Tab. 2 Selected results of limiting Euclidean distances threshold

O_{th}	0.95	1	1.05	1.1	1.15	1.2
优选个数	5 163	601	55	12	5	3
\bar{d}	1.184 0	1.226 3	1.226 4	1.219 8	1.259 0	1.276 0

导航系统在进行实时导航时,往往需要特定个数的特征点来保证局部定位导航性能,因而需要在优选序列时限定个数 N_{op} 。与限定欧氏距离门限值不同,限定优选个数情形无法确定门限值,因而无法搜索满足互欧氏距离准则的特征点,本文通过对互欧氏距离方阵 $F_{n \times n}$ 各列取平均来衡量特征点在优选过程所占权重,权重越大表明该点在特征集中互欧氏距离越大,该点越容易识别区分,并将各序列的权重降序排列,选取前 N_{op} 个序列作为优选序列。表3给出了限定个数情形的优选结果,与表2对比发现,优选出相同个数的特征点,限定个数情形的 \bar{d} 值要大于限定门限情形。

表3 限定优选个数情形的优选结果

Tab. 3 Selected results of limiting number

N_{op}	3 207	1 000	601	168	55	12
\bar{d}	1.215 2	1.253 8	1.266 5	1.296 2	1.299 9	1.258 5

4.3 抗噪声性能

选用的噪声类型为均值为0的高斯噪声。图3给出了高斯条件下SNR为10-45 dB范围内,MQ-SIFT算法与标准SIFT算法的匹配率及正确匹配率对比。可见,MQ-SIFT算法具有较高的正确匹配率,并且不同量化元数的性能相近,在SNR > 10 dB情况下MQ-SIFT算法具有较高正确匹配性能。但MQ-SIFT算法的匹配率要低于标准SIFT算法,元数越大匹配率越低。MQ-SIFT算法的性能特点同样存在于优选特征点情形。图4给出了限定门限(0.8d)及限定个数(与限定门限情形的优选个数相同)情形下优选特征点的正确匹配率特点,可见两情形在相同量化元数条件下的正确匹配率相近,但 $q = 16$ 性能更优;优选特征点的匹配率高于优选前。

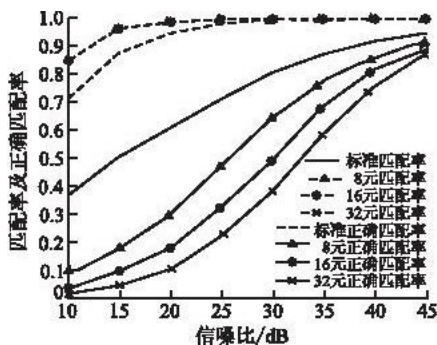


图3 匹配率及正确匹配率

Fig. 3 Matching rate and correct matching rate

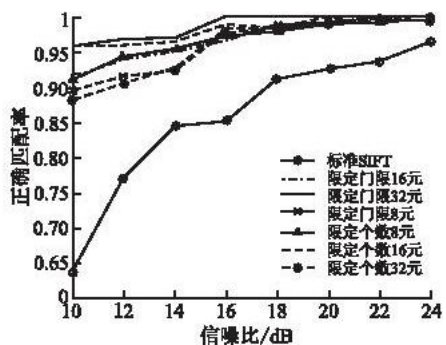


图4 优选序列正确匹配率对比

Fig. 4 Correct matching rate comparison of selected sequences

5 结束语

本文在介绍SIFT算法基础上,提出了基于多元量化的MQ-SIFT算法,该算法采用多值量化与比特抽取相结合对特征描述子进行多元量化,提高了SIFT算法的正确匹配率。为确保高鲁棒性的精选特征点用于认知导航,对特征点优选进行了研究,给出了优选准则。得到的结论如下:①多元量化特征序列的归一化欧氏距离均值与元数存在线性对应关系;②SIFT存在着最优量化元数,16元时性能最佳;③限定互欧氏距离门限值情形的特征点优选与门限值密切相关;④限定个数的特征点优选能够依据导航需要灵活设定特征点

个数,且归一化欧氏距离均值大于限定互欧氏距离门限值情形;⑤MQ-SIFT 算法具有较高的正确匹配率,并且不同量化元数的性能相近,虽然 MQ-SIFT 算法的匹配率较低,UCAV 认知导航系统侧重提取一定数量的高鲁棒性特征点,仍能满足系统需求;⑥优选特征点的正确匹配率更高,限定个数优选特征点的匹配率要优于限定互欧氏距离门限值情形。综上所述,基于特征点优选的 MQ-SIFT 算法为 UCAV 认知导航提供了一种高鲁棒性特征点提取的途径。

参考文献(References):

- [1] 吴德伟,郜能建,戚君宜. 基于认知理论的 UCAV 智能导航研究新进展[J]. 空军工程大学学报:自然科学版, 2011, 12(4): 52-57.
WU Dewei, TAI Nengjian, QI Junyi. A new research progress of UCAV intelligent navigation based on cognitive theory [J]. Journal of air force engineering university: natural science edition, 2011, 12(4): 52-57. (in Chinese)
- [2] Krystian Mikolajczyk, Cordelia Schmid. A performance evaluation of local descriptors [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [3] Lowe D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International journal of computer vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [4] 刘健,张国华,黄琳琳. 基于改进 SIFT 的图像配准算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2010, 36(9): 1121-1124.
LIU Jian, ZHANG Guohua, HUANG Linlin. Image registration approach based on improved SIFT [J]. Journal of Beijing university of aeronautics and astronautics, 2010, 36(9): 1121-1124. (in Chinese)
- [5] 刘建军,夏胜平,郁文贤. 基于 SIFT 特征的两阶段 Procrustes 迭代匹配算法[J]. 信号处理, 2010, 26(6): 854-858.
LIU Jianjun, XIA Shengping, YU Wenxian. A two stage iterative Procrustes matching algorithm based on SIFT feature [J]. Signal processing, 2010, 26(6): 854-858. (in Chinese)
- [6] 郜能建,吴德伟,吴杰. TOD 宽间隔混沌调制跳变图案设计[J]. 北京邮电大学学报, 2009, 32(6): 77-82.
TAI Nengjian, WU Dewei, WU Jie. Design of wide-gap chaos modulation hopping pattern based on TOD [J]. Journal of Beijing university of posts and telecommunications, 2009, 32(6): 77-82. (in Chinese)
- [7] 张良,王海丽,吴仁彪. 基于改进局部不变特征的感兴趣点匹配[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(11): 2620-2625.
ZHANG Liang, WANG Haili, WU Renbiao. Matching of interesting points based on improved SIFT algorithm [J]. Journal of electronics & information technology, 2009, 31(11): 2620-2625. (in Chinese)
- [8] Peng Shaohu, Deok-Hwan Kim, Seok-Lyong Lee, et al. A visual shape descriptor using sectors and shape context of contour lines [J]. Information sciences, 2010, 180: 2925-2939.
- [9] 余振标,冯久超. 一种混沌扩频序列的产生方法及其优选算法[J]. 物理学报, 2008, 57(3): 1409-1415.
YU Zhenbiao, FENG Jiuchao. A method for generating chaotic spread-spectrum sequences and their optimized selection algorithm [J]. Acta physica sinica, 2008, 57(3): 1409-1415. (in Chinese)

(编辑:徐楠楠)

Multi-quantifying SIFT to Extract Vision Key Points

YUAN Yin-yong, WU De-wei, TAI Neng-jian, QI Jun-yi, ZHOU Yang

(School of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: The extraction of vision key-points decides directly cognitive navigation efficiency for UCAV. In order to extract high robust key-points for UCAV, an algorithm named multi-quantifying scale invariant feature transform (MQ-SIFT) with key-points optimization is proposed. According to the deficiency of SIFT algorithm in analogue feature vectors' balance and correct matching score, a method combining the multiple value quantifying and reshaping operation is presented to quantify analogue feature vectors. The analysis and simulation results verify the better properties of this method. Furthermore, in order to perfect the property of MQ-SIFT with fewer robust key-points, the optimization rules are discussed, and an iterative cross-Euclidean distance search method is proposed to search the maximum connected set. Simulation results show that MQ-SIFT algorithm has higher correct matching score with signal-to-noise (SNR) above 10 dB, and their matching score can meet the requirements of cognitive navigation system.

Key words: cognitive navigation; vision navigation; UCAV; SIFT; quantify