

认知导航路径整合中方位及尺度参数求解方法

周 阳, 吴德伟, 邰能建, 杜 佳

(空军工程大学信息与导航学院, 陕西西安, 710077)

摘要 无人作战飞机(UCAV)认知导航路径整合时需获取环境信息相对参考信息的方位和尺度值,提出了一种基于迭代最小二乘法的高精度相似变换参数求解方法。利用 SURF(Speeded Up Robust Features, SURF)算法提取高鲁棒性特征点,采用比值法提纯匹配对,得到一一对应点集,并将点集中元素转换为矢量形式,以最小二乘算法求解矢量间相似变换参数,并根据结果对感知图进行方向旋转及尺度调整,通过循环迭代得到方位和尺度值。仿真结果表明,文中方法得到的角度平均绝对误差低于 0.04° ,尺度变化下得到的尺度绝对误差在此 10^{-3} 数量级,抗噪声性能优于最小二乘法。

关键词 SURF; 路径整合; 迭代最小二乘法; 相似变换参数

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2013.02.015

中图分类号 V279; TN966 **文献标识码** A **文章编号** 1009-3516(2013)02-0066-05

Method of Solving Parameters of Orientation and Scale for Cognitive Navigation's Path Integration

ZHOU Yang, WU De-wei, TAI Neng-jian, DU Jia

(Information and Navigation College, Air Force engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: In order to achieve relative orientation and scale values between environmental information and reference information for path integration of UCAV cognitive navigation, a method based on iterative least-squares is proposed to solve high-precision similarity transformation parameters. SURF algorithm is used to extract high robustness feature points, then ratio method is taken to purify the matching pairs to get a point-to-point set, the elements in the set are further transformed into vectors, similarity transformation parameters are gained by iterative least-squares algorithm, then the perceived image's orientation is rotated backward, and the scale is adjusted inversely according to the gained parameters, circulate the operations until relative orientation and scale value are finally obtained. The simulation results show that the use of the above method can get high-precision orientation and scale parameters and anti-noise performance is superior to the least squares algorithm.

Key words: SURF; path integration; iterative least-squares algorithm; similarity transformation parameters

无人作战飞机(Unmanned Combat Aerial Vehicles, UCAV)认知导航系统^[1]可通过多种传感方式感知外界环境,实时配置导航方式,模拟人类海马机理实现具有知识记忆、学习及推理特性的导航信息处理,实现 UCAV 在最优航迹上的高精度智能自主导航。路径整合作为自主位置推算方式,是其实现的一个重要环节。动物进行空间定向时,大脑不

断读取运动过程中线性及非线性的自身运动信息,通过基于网格细胞的路径整合器^[2-3],利用空间中各个位点的信息进行计算和整合^[4]。UCAV 认知导航实现路径整合时可利用生物的这种特性,但其实现基础是已知环境信息相对经验信息的方位^[4]及尺度值,两者可通过视觉提取稳健的特征点,并与存储的参考信息比较,通过求解相似变换参数得到。

收稿日期:2012-11-08

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61273048)

作者简介:周 阳(1987-),男,四川遂宁人,硕士生,主要从事飞行器起降引导与自主导航研究。

E-mail: yydayl@sina.cn

相似变换参数求解基础是有一一对应点集,在二维图像中,可提取稳健特征点构成点集^[5-6]。现有特征点提取方法主要有 Harris 算法^[7]、SIFT(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法^[8]和 SURF^[9]。SURF 算法对旋转、尺度变化和图像污染等有很高的鲁棒性,能有效克服 SIFT 算法实时性差的缺点,而且在克服尺度变化的影响方面优于 Harris 算法,因此本文以 SURF 算法提取特征点作为点集中元素。当得到一一对应点集,求解相似变换参数面临的另一个问题是采用何种计算方法。目前常用的方法为最小二乘法^[11-12],该方法求解参数的精度很大程度上依赖点集中对应元素准确度,且对噪声敏感,为此本文通过迭代运算,将前一次解算的相似变换参数对实测图调整,重复进行特征点提取和相似变换参数的求解。

1 SURF 算法分析

1.1 特征点检测

特征点检测时首先需积分图像,然后将高斯二阶微分模板替换为盒子滤波器,将图像的卷积转换成盒子滤波运算。令对应简化后高斯二阶微分模板与图像卷积结果为 D_{xx} 、 D_{yy} 和 D_{xy} 。则 Hessian 矩阵行列式简化为:

$$\text{Det}(\mathbf{H}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (1)$$

D_{xx} 、 D_{yy} 和 D_{xy} 通过盒子滤波器对应 4 个角点积分图像值及盒子面积运算求解,以减小运算量。同时通过不断扩大滤波器尺寸求取积分图像滤波响应,得到尺度金字塔(本文设置了 5 组滤波器)。由此,将空间每个点在相邻位置和相邻尺度上的 Hessian 响应值(共 26 个)进行比较,极值点即为检测到的特征点,其对应的位置和尺度即为特征点位置和尺度。

1.2 确定特征点主方向

首先以特征点为中心,在以 $6s$ (s 为特征点的尺度)为半径的圆形区域内进行 x 和 y 方向 Haar 小波响应运算,然后使用 $\sigma = 2s$ 的高斯加权函数对 Haar 小波响应进行高斯加权,最后用 60° 的扇形窗口在以特征点为圆心的区域内以固定步长滑动,求取滑动窗口内 x 和 y 方向 Haar 小波响应累加值,最大值所对应的方向即为特征点主方向。

1.3 生成特征描述矢量

首先以特征点为中心沿主方向将 $20s \times 20s$ 的图像划分成 4×4 个子块,然后用尺寸为 $2s$ 的 Haar 模板求取每个子块响应值,并对响应值 $\sum dx$ 、 $\sum |dx|$ 、 $\sum dy$ 、 $\sum |dy|$ 进行统计,生成特征描述矢

量。由于对每个特征点进行描述时有 4×4 个子块,且每个子块用 4 维向量表示,因此特征点的描述矢量共有 64 维。

在完成以上 3 个步骤后,即可提取图像的特征点,同时给出每个特征点的位置、尺度、主方向和描述矢量的信息。

1.4 特征点匹配

特征点匹配时需利用待匹配图中特征点描述矢量间关系,若 2 个描述矢量间距很小,表示这两个特征点对应于同一场景相同位置的可能性很大。特征点匹配常基于欧式距离实现,但该方法得到的匹配对错误率大,为此本文采用最近和次近距离比值法提纯匹配对^[13]。

2 迭代最小二乘法求解相似变换参数

迭代最小二乘法常用的实现机理是在前一次计算结果的基础上,通过误差与阈值间关系来判定是否继续迭代。鉴于 SURF 提取的特征点具有高的鲁棒性,同时通过最近和次近距离比值法提纯匹配对后得到的匹配对较准确,本文不采用该迭代方式,而是设置固定的迭代次数,在求解高精度参数的基础上尽可能缩短运算时间,具体过程见图 1。由图可知,求解相似变换参数的基础是提取稳定的特征点并获取准确匹配对;采用的计算方法是最小二乘法,且通过迭代实现。为此需研究最小二乘法求解相似变换参数原理^[11-12]。

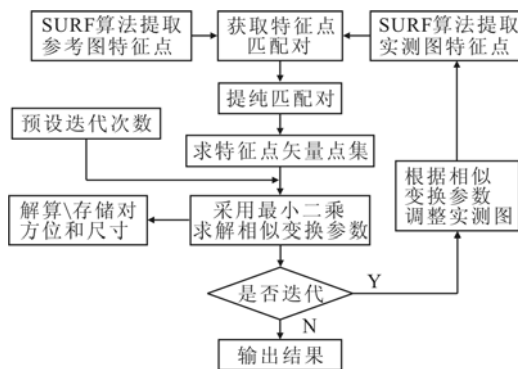


图 1 迭代最小二乘法求相似变换参数

Fig. 1 Solving similarity transformation parameters based on iterative least-squares

对于给定的两幅图像,经 SURF 算法检测稳健的特征点,采用最小欧式距离获得两幅图像的粗匹配,再以最近和次近距离比值法提纯匹配对,可得高精度的匹配对,即获得较准确一一对应的点集,设其为 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$, 其中 a_i 与 b_i 为对应匹配对的位置。

令相似变换参数为(旋转 R 、平移 t 、尺度 c),构

建代价函数:

$$e^2(R, t, c) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ||a_i - (cRb_i + t)|| \quad (2)$$

点集 A 和 B 之间的最优变换参数由代价函数取最小值时确定。本文以图像作为 UCAV 外界感知信息,因此点集中的元素均为 2 维坐标。同时,为消除非同一坐标系下原点不一致问题,将点集中元素前后作差构建新的矢量点集,则有如下关系:

$$\overrightarrow{a'_{i+1}} - \overrightarrow{a'_i} = cR(\overrightarrow{b_{i+1}} - \overrightarrow{b_i}), i=1, 2, \dots, n-1 \quad (3)$$

式中 $\overrightarrow{b_{i+1}} - \overrightarrow{b_i}$ 表示 B 中第 $i+1$ 个元素与第 i 个元素之差构成的矢量。

则:

$$\begin{vmatrix} \overrightarrow{x'_{a(i+1)}} - \overrightarrow{x'_{ai}} \\ \overrightarrow{y'_{a(i+1)}} - \overrightarrow{y'_{ai}} \end{vmatrix} = c \begin{vmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{vmatrix} \begin{vmatrix} \overrightarrow{x_{b(i+1)}} - \overrightarrow{x_{bi}} \\ \overrightarrow{y_{b(i+1)}} - \overrightarrow{y_{bi}} \end{vmatrix} \quad (4)$$

$(\overrightarrow{x'_{a(i+1)}} - \overrightarrow{x'_{ai}}, \overrightarrow{y'_{a(i+1)}} - \overrightarrow{y'_{ai}})$ 、 $(\overrightarrow{x_{b(i+1)}} - \overrightarrow{x_{bi}}, \overrightarrow{y_{b(i+1)}} - \overrightarrow{y_{bi}})$ 分别为 $\overrightarrow{a'_{i+1}} - \overrightarrow{a'_i}$ 、 $\overrightarrow{b_{i+1}} - \overrightarrow{b_i}$ 在二维平面上的位置坐标。定:

$$e_i = \begin{vmatrix} \overrightarrow{x'_{a(i+1)}} - \overrightarrow{x'_{ai}} \\ \overrightarrow{y'_{a(i+1)}} - \overrightarrow{y'_{ai}} \end{vmatrix} - \begin{vmatrix} \overrightarrow{x_{a(i+1)}} - \overrightarrow{x_{ai}} \\ \overrightarrow{y_{a(i+1)}} - \overrightarrow{y_{ai}} \end{vmatrix}$$

式中 $(\overrightarrow{x_{a(i+1)}} - \overrightarrow{x_{ai}}, \overrightarrow{y_{a(i+1)}} - \overrightarrow{y_{ai}})$ 为参考图中矢量 $\overrightarrow{a_{i+1}} - \overrightarrow{a_i}$ 在二维平面上的坐标。

则有:

$$e_i = c \begin{vmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{vmatrix} \begin{vmatrix} \overrightarrow{x_{b(i+1)}} - \overrightarrow{x_{bi}} \\ \overrightarrow{y_{b(i+1)}} - \overrightarrow{y_{bi}} \end{vmatrix} - \begin{vmatrix} \overrightarrow{x_{a(i+1)}} - \overrightarrow{x_{ai}} \\ \overrightarrow{y_{a(i+1)}} - \overrightarrow{y_{ai}} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \overrightarrow{x_{b(i+1)}} - \overrightarrow{x_{bi}} & -\overrightarrow{y_{b(i+1)}} - \overrightarrow{y_{bi}} \\ \overrightarrow{y_{b(i+1)}} - \overrightarrow{y_{bi}} & \overrightarrow{x_{b(i+1)}} - \overrightarrow{x_{bi}} \end{vmatrix} \begin{vmatrix} c\cos\theta \\ c\sin\theta \end{vmatrix} - \begin{vmatrix} \overrightarrow{x_{a(i+1)}} - \overrightarrow{x_{ai}} \\ \overrightarrow{y_{a(i+1)}} - \overrightarrow{y_{ai}} \end{vmatrix} = C_{bi} r - \overrightarrow{a_{i+1}} - \overrightarrow{a_i} \quad (5)$$

式中: $C_{bi} = \begin{vmatrix} \overrightarrow{x_{b(i+1)}} - \overrightarrow{x_{bi}} & -\overrightarrow{y_{b(i+1)}} - \overrightarrow{y_{bi}} \\ \overrightarrow{y_{b(i+1)}} - \overrightarrow{y_{bi}} & \overrightarrow{x_{b(i+1)}} - \overrightarrow{x_{bi}} \end{vmatrix}$; $r =$

$[c\cos\theta \quad c\sin\theta]$ 。定义:

$$E = \begin{vmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_{n-1} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} C_{b1} r - \overrightarrow{a_2} - \overrightarrow{a_1} \\ C_{b1} r - \overrightarrow{a_2} - \overrightarrow{a_1} \\ \vdots \\ C_{b(n-1)} r - \overrightarrow{a_n} - \overrightarrow{a_{n-1}} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} C_{b1} \\ C_{b2} \\ \vdots \\ C_{b(n-1)} \end{vmatrix} r - \begin{vmatrix} \overrightarrow{a_2} - \overrightarrow{a_1} \\ \overrightarrow{a_2} - \overrightarrow{a_1} \\ \vdots \\ \overrightarrow{a_n} - \overrightarrow{a_{n-1}} \end{vmatrix} = Cr - a \quad (6)$$

则:

$$e^2(r) = (\sum_{i=1}^{n-1} e_i^T e_i) / (n-1) = (E^T E) / (n-1) = (r^T C^T Cr - 2a^T Cr + a^T a) / (n-1) \quad (7)$$

令 $\frac{de^2(r)}{dr} = 0$, 则 $\hat{r} = [C^T C]^{-1} C^T a$ 时 $e^2(r)$ 取最

小值。通过 \hat{r} 可得最优相似变换参数,即旋转角度和尺度值。

在迭代运算中,以得到相似变换参数为基础对实测图进行调整。具体调整内容为:按角度 θ_i 旋转,尺度变为原来的 $1/c_i$ ($\theta_i, 1/c_i$ 分别为第 i 计算得到的角度和尺度值)。然后重复进行特征点提取、点集获取和相似变换参数求解,直到达到迭代次数上限,完成整个迭代过程。相似变换参数的最终角度

值为各次计算结果之和,尺度值为各次计算结果之积。即: $\hat{c} = c_1 c_2 \dots$ 。

3 仿真验证及结果分析

仿真图像为 326×400 ,采用 SURF 算法提取实测图和参考图特征点,以最短欧式距离得粗匹配对,最近和次近距离比值法提纯匹配对(阈值设 0.5)。

3.1 不同旋转角度

实测图相对参考图旋转 $5^\circ, 15^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 和 180° ,尺度 c 为 1.5,采用迭代最小二乘法求解旋转角度值,迭代次数设置为 $0 \sim 4$,评价指标为各旋转角度下绝对误差(计算值与真实值间误差绝对值),结果见图 2。可得:在不同旋转角度下,角度绝对误差随迭代进行而变化。例如:在 5° 情况下,迭代 1 次时绝对误差最小,低于 0.025° ,再次迭代时,绝对误差高达 0.25° ,增加超过 10 倍。因此,采用迭代法求相似性参数时需设置迭代次数,以满足精度和实时性要求。

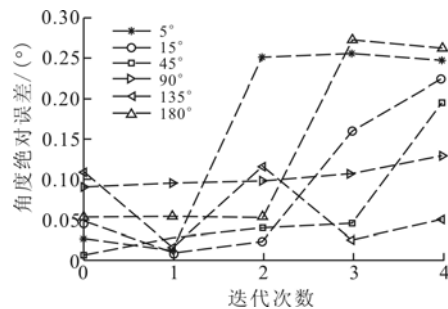


图 2 角度绝对误差随迭代次数变化情况
Fig. 2 Change of absolute error of angle

以不同旋转角度下平均绝对误差值作为迭代次数选择依据。仿真结果见图 3,迭代次数为 1 时,求解的角度精度最高,其平均绝对误差为 $0.036 1^\circ$,相比最小二乘法(迭代 0 次)求解结果减小 34.36%。经仿真验证,针对不同图像,以平均绝对误差值为指标,迭代次数为 1 时求解角度精度仍较高。

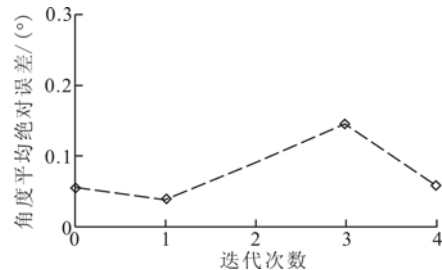


图 3 角度平均绝对误差随迭代次数变化情况
Fig. 3 Change of average absolute error of angle with the number of iterations with the number of iterations

3.2 不同尺度

仿真时设定实测图相对参考图尺度变化为 $0.25, 0.5, 1.0, 1.25, 1.5$ 和 2.0 ,旋转角度为 35° ,迭

代次数为 0~4,评价指标为绝对误差及平均绝对误差。图 4 给出各尺度下绝对误差及平均绝对误差随迭代次数变化。可见,迭代最小二乘法在各迭代次数下均可获高精度尺度值,其误差在 10^{-3} 数量级,且相对平稳;由平均绝对误差可得,迭代次数为 1 时,求解尺度精度最高,平均绝对误差值低于 3×10^{-3} 。经仿真验证,针对不同图像,以平均绝对误差值为指标,迭代次数为 1 时求解尺度精度仍较高。

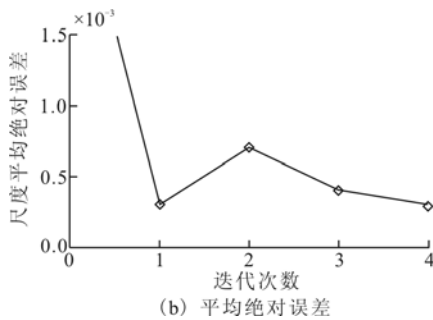
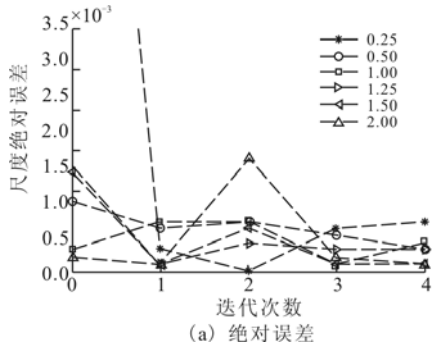


图 4 尺度误差随迭代次数变化情况
Fig. 4 Change of scale error with the number of iterations

3.3 抗噪声性能

仿真时采用零均值高斯噪声,方差分别为 0.03、0.05、0.07 和 0.10,实测图相对参考图旋转 60° ,尺度为 1.3,迭代最小二乘法迭代次数设为 1,各方差下均进行 10 次仿真,对比分析迭代最小二乘法与最小二乘法求解参数精度,评价指标为绝对误差。仿真内容包括:①各噪声方差下 2 种方法 10 次仿真结果对比情况;②各噪声方差下 10 次仿真结果平均绝对误差对比情况。

图 5、图 6 给出噪声方差分别为 0.03 和 0.1 时 2 种方法 10 次仿真求解的角度及尺度绝对误差情况。由图分析可得:迭代最小二乘法性能较最小二乘法好,且噪声方差越大,效果越明显。

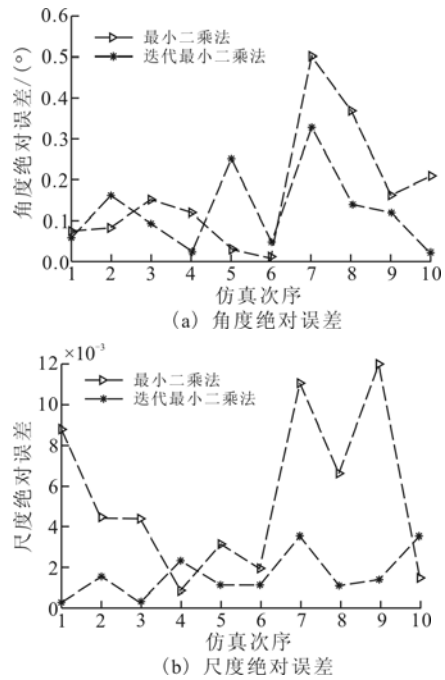


图 5 噪声方差为 0.03 时 10 次仿真情况

Fig. 5 Ten simulation results in noise (variance=0.03)

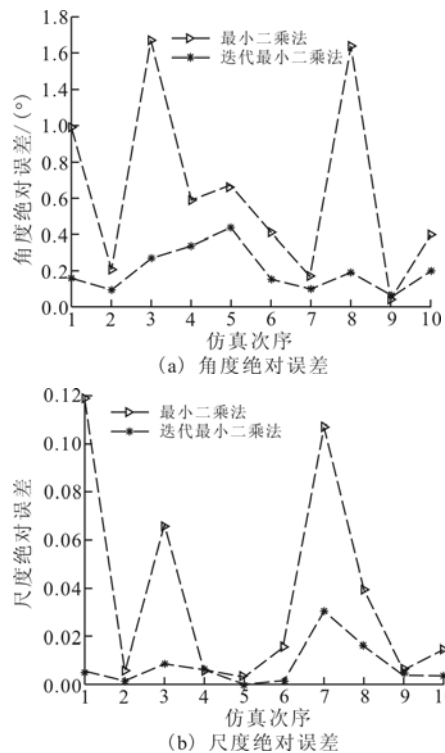


图 6 噪声方差为 0.1 时 10 次仿真情况

Fig. 6 Ten simulation results in noise (variance=0.1)

表 1 给出各噪声方差下 10 次结果的平均值对比情况。对角度而言,噪声方差大于 0.05 时,迭代最小二乘法相比最小二乘法绝对误差减小量超过 65%,对尺度而言,绝对误差减小量超过 45%,即迭代最小二乘法求解参数精度高于最小二乘法。

表 2 给出了两方法求解参数的平均绝对误差在噪声方差为 0.1 时相对 0.03 时误差增加倍数的对

比情况。可得:当噪声增加时,迭代最小二乘法求解参数的误差增加倍数比最小二乘法,即迭代最小二乘法抗噪声性强于最小二乘法。

表1 求解参数平均绝对误差对比

Tab.1 Comparisons of the calculated average absolute error

| 噪声方差 | 最小二乘法 | | 迭代最小二乘法 | | 误差相对减少量 | |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|-------|
| | 角度/(°) | 尺度 | 角度/(°) | 尺度 | 角度/% | 尺度/% |
| 0.03 | 0.170 3 | 0.005 4 | 0.123 7 | 0.001 6 | 27.36 | 70.37 |
| 0.05 | 0.485 2 | 0.010 4 | 0.135 2 | 0.004 7 | 72.14 | 54.81 |
| 0.07 | 0.554 0 | 0.012 7 | 0.175 1 | 0.006 9 | 68.39 | 45.67 |
| 0.10 | 0.714 5 | 0.038 2 | 0.224 6 | 0.007 8 | 68.57 | 79.58 |

表2 抗噪声性分析

Tab.2 Anti-noise analysis

| 噪声方差 | 最小乘法误差 | | 迭代最小差 | |
|--------|---------|---------|---------|---------|
| | 角度/(°) | 尺度 | 角度/(°) | 尺度 |
| 0.03 | 0.170 3 | 0.005 4 | 0.123 7 | 0.001 6 |
| 0.10 | 0.714 5 | 0.038 2 | 0.224 6 | 0.007 8 |
| 误差增加倍数 | 最小乘法误差 | | 迭代最小误差 | |
| | 角度/(°) | 尺度 | 角度/(°) | 尺度 |
| | 4.20 | 7.07 | 1.82 | 4.88 |

4 结语

为满足UCAV认知导航路径整合对方位和尺度值需求,本文提出了一种基于迭代最小二乘法的相似变换参数求解方法。利用SURF算法抗旋转、尺度变化和噪声污染等特点,提取环境中高鲁棒性特征点作为一一对应点集中元素,采用迭代最小二乘法求解相似变换参数。仿真结果表明,图像旋转下该方法得到的角度平均绝对误差低于 0.04° ,尺度变化下得到的尺度绝对误差在 10^{-3} 数量级,且抗噪声性能优于最小二乘法。

参考文献(References):

- [1] 吴德伟, 邵能建, 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] Hafting T, Fyhn M, Molden S, et al. Microstructure of a spatial map in the entorhinal cortex [J]. Nature, 2005, 936(7052): 801-806.
- [3] Doeller Christian F, Barry Caswell, Burgess Neil. Evidence for grid cells in a human memory network [J]. Nature, 2010, 463: 656-661.
- [4] 于平, 徐晖尹, 文娟, 等. 网格细胞在空间记忆中的作

用[J]. 心理科学进展, 2009, 17(6): 1228-1233.

- [5] YU Ping, XU Huiyin, WEN Juan, et al. The roles of grid cells in spatial memory[J]. Advances in psychological science, 2009, 17(6): 1228-1233. (in Chinese)
- [6] 王先敏, 曾庆化, 熊智, 等. 结合惯性导航特性的快速景象匹配算法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 9(9): 2055-2059.
WANG Xianmin, ZENG Qinghua, XIONG Zhi, et al. Speeded up scene matching algorithm based on inertial navigation characteristic[J]. Systems engineering and electronic, 2011, 9(9): 2055-2059. (in Chinese)
- [7] 熊智, 陈方, 王丹, 等. SAR/INS组合导航中基于SURF的鲁棒景象匹配算法[J]. 南京航空航天大学学报, 2011, 2(1): 49-54.
XIONG Zhi, CHEN Fang, WANG Dan, et al. Robust scene matching algorithm for SAR/INS integrated navigation system based on SURF [J]. Journal of Nanjing university of aeronautics & astronautic, 2011, 2(1): 49-54. (in Chinese)
- [8] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector [C]//Proceedings of the 4th alvey. Manchester: [s. n.], 1988: 147-151.
- [9] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant feature [C]//Proceedings of IEEE international conference of computer vision. Kerkyra, Greece: IEEE press, 1999: 1150-1157.
- [10] Bay H, Tuvtellars T, Gool L V. SURF: speeded up robust feature[J]. Computer science: 2006, 3951: 404-417.
- [11] 郑玉龙, 复杂环境下尺度不变特征的检测与匹配技术研究[J]. 科学技术与工程, 2011, 11(23): 5693-5701.
ZHENG Yulong. Research on scale invariant feature extraction and matching technique in environment [J]. Science technology and engineering, 2011, 11 (23): 5693-5701. (in Chinese)
- [12] Shinji Umeyama. Least-square estimation of transformation parameters between two point patterns [J]. IEEE transaction on pattern analysis and machine intelligence, 1991, 13(4): 376-380.
- [13] Ardeshir Goshtasby, George C. Stockman. Point pattern matching using convex hull edges [J]. IEEE transaction on systems, man, and cybernetics, 1985, 15(5): 631-637.
- [14] 王永明, 王贵锦. 图像局部不变性特征与描述[M]. 北京, 国防工业出版社, 2010.
WANG Yongming, WANG Guijin. Image local invariant features and descriptors [M]. Beijing: National defense industry press, 2010. (in Chinese)

(编辑: 徐楠楠)