

# 基于动态夹角匹配的星图识别算法

孙兴哲<sup>1,2</sup>, 张锐<sup>1,2\*</sup>, 师晨光<sup>1,2</sup>, 林晓冬<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>中国科学院微小卫星创新研究院, 上海 201203;

<sup>2</sup>中国科学院大学, 北京 100049

**摘要** 星图识别算法是星敏感器中的关键技术,通过对观测恒星的识别实现对航天器的高精度姿态解算。现有的星图识别算法,通常需要选取最近的邻星作为起始星,从而过于依赖起始星的选取导致识别准确率不佳。因此,提出了一种基于动态夹角匹配的识别算法,使用邻星之间的夹角以及邻星与观测星之间的距离作为动态夹角特征,并借助该特征计算观测星与各个导航星之间的匹配度得分,最终将匹配度得分最高的导航星作为识别结果。仿真验证结果表明,该方法具有较高的识别率且对于噪声具有较强的鲁棒性。在对 16200 幅模拟星图的仿真实验中,该方法的识别率可达到 99.80%,并在位置噪声、伪星以及星等噪声影响下均能保持 97.00% 以上的识别率。

**关键词** 模式识别; 星敏感器; 星图识别; 动态夹角; 匹配度

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.1610001

## Star Identification Algorithm Based on Dynamic Angle Matching

Sun Xingzhe<sup>1,2</sup>, Zhang Rui<sup>1,2\*</sup>, Shi Chenguang<sup>1,2</sup>, Lin Xiaodong<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Innovation Academy for Microsatellites, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201203, China;

<sup>2</sup>University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract** Star identification algorithm is the key technology of star sensor. Through the identification of observed stars, the high-precision attitude calculation of spacecraft is realized. The existing star identification algorithms usually need to select the nearest neighbor star as the starting star, which results in poor recognition accuracy due to over reliance on the selection of the starting star. In this paper, a star identification algorithm based on dynamic angle matching is proposed. The angles between neighbor stars, and the distances between neighbor stars and observation star are used as the dynamic angle features. With the help of the features, the matching score between observation star and each navigation star is calculated. Finally, the navigation star with the highest matching score is taken as the recognition result. The simulation results show that the method has high recognition rate and good robustness to noise. In the simulation experiment of 16200 simulated star images, the recognition rate of this method can reach 99.80%, and it can maintain above 97.00% under the influence of position noise, false stars and magnitude noise.

**Key words** pattern recognition; star sensor; star identification; dynamic angle; matching degree

**OCIS codes** 100.5010; 100.5760; 100.2960

## 1 引言

星敏感器是天文导航系统中的一种天体敏感器,具有体积小、精度高、自主性强等特点。它通过观测太空中的恒星对航天器进行姿态解算,现已广泛应用于航天领域。而星图识别算法是星敏感器的

关键技术,实现一个可靠、快速的星图识别算法,一直都是重要的研究课题<sup>[1-3]</sup>。

Liebe 等<sup>[4]</sup>提出三角形算法,使用三颗星两两之间的角距作为特征进行识别,操作简单但具有一定的冗余识别。Mortari 等<sup>[5]</sup>提出金字塔算法,在三角形的基础上,推广到四个星点,进一步降低了识别

收稿日期: 2021-01-05; 修回日期: 2021-02-01; 录用日期: 2021-03-11

通信作者: acumen\_zhang@163.com

过程中的冗余。张广军等<sup>[6]</sup>提出采用角距匹配改进的三角形识别算法,直接存储星对角距,加快了识别的速度。Wei 等<sup>[7]</sup>提出将星图从笛卡儿坐标系转换到极坐标系进行识别,进而实现了识别算法中的尺度和旋转不变性。Padgett 等<sup>[8]</sup>提出星模式类的栅格算法,将星图栅格化编码后作为模式特征进行匹配,但该算法在星等噪声和位置噪声等干扰下性能不佳。Na 等<sup>[9]</sup>将原始栅格匹配过程中的硬模板匹配换成一个衡量观测特征与星模式特征之间差异的代价函数,并使用恒星的相对星等作为权重,提高了对位置噪声与星等噪声的鲁棒性。Silani 等<sup>[10]</sup>提出 Polestar 算法,以一颗星作为参考星,计算它与邻星之间的角距作为特征组成特定的二进制向量,并使用查找表结构以及投票法的思想进行识别。随后,Zhang 等<sup>[11]</sup>使用分步识别算法,先使用径向特征进行初始匹配,再用环向特征进行后续匹配,但与栅格算法一样,环向特征中起始边的选择容易受到噪声的影响。Wei 等<sup>[12]</sup>提出将邻星矢量之间的夹角作为动态环向特征来消除各种噪声的影响。Samirbhai 等<sup>[13]</sup>使用具有旋转不变性的加性矢量作为识别的特征,通过投票法选出匹配度最高的星作为识别结果,但该方法同样具有过于依赖最近邻星作为起始星的问题。

综上,部分模式匹配方法使用最近邻星作为起

始星,在星点提取误差较大的情况下,起始星的错误选择会导致识别失败。本文使用邻星之间的夹角以及邻星和观测星之间的距离作为动态夹角特征,利用该特征作为后续匹配的起点,通过累计角度和距离验证的方法计算与各个导航星之间的匹配程度,最终得到匹配程度最高的星即为正确的导航星,进一步提高了星图识别算法的识别率以及对噪声的鲁棒性。

## 2 特征提取和导航星库构建

特征提取和导航星库构建是执行星图识别算法前重要的步骤。需要选取指定的特征用于识别算法,并将每颗导航星提取到的星模式特征构建成导航星库,供后续星图识别算法使用。

### 2.1 特征提取

采用各相邻邻星之间的夹角  $\theta_i$  以及导航星和邻星之间的距离  $r_i$  作为该导航星的星模式特征。如图 1 所示,以导航星 R 为圆心,视场大小的一半  $L_{FOV}/2$  为半径作圆,在该圆内的  $N$  个星点作为邻星,按照逆时针的顺序分别记为  $\{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ 。利用各个邻星与导航星图像坐标系中的位置坐标,再结合  $\theta_i$  和  $r_i$  的表达式可以求得各相邻邻星之间的夹角特征  $\mathbf{v}_\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$  以及参考星和邻星之间的距离特征  $\mathbf{v}_r = \{r_1, r_2, \dots, r_N\}$ 。

$$\theta_i = \begin{cases} \arctan\left(\frac{y_{i+1} - y_c}{x_{i+1} - x_c}\right) - \arctan\left(\frac{y_i - y_c}{x_i - x_c}\right) & , i = 1, 2, \dots, N - 1 \\ 360 - \arctan\left(\frac{y_N - y_c}{x_N - x_c}\right) + \arctan\left(\frac{y_1 - y_c}{x_1 - x_c}\right) & , i = N \end{cases}, \quad (1)$$

$$r_i = \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2}, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (2)$$

式中,  $x_i$  和  $y_i$  分别为第  $i$  个邻星在图像坐标系中的

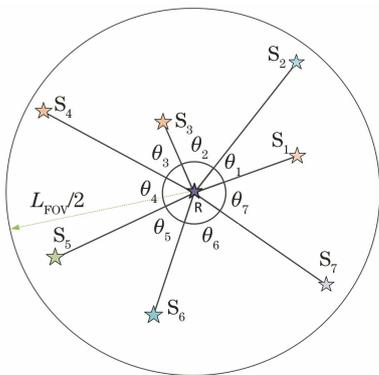


图 1 特征提取示意图

Fig. 1 Sketch of feature extraction

坐标,  $N$  是视场中所有邻星的总数目,  $x_c$  和  $y_c$  为导航星在图像坐标系中的坐标。

上述特征统一按照逆时针的方式进行排列,而起点  $S_i$  选取的不同,对应到特征矢量  $\mathbf{v}_\theta$  和  $\mathbf{v}_r$  上只是进行了循环移位。例如,对于导航星 R,以  $S_1$  作为起点得到的两个特征矢量  $\mathbf{v}_\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$ ,  $\mathbf{v}_r = \{r_1, r_2, \dots, r_N\}$  与以  $S_6$  作为起点得到的两个特征矢量  $\mathbf{v}'_\theta = \{\theta_6, \theta_7, \dots, \theta_N, \dots, \theta_5\}$ ,  $\mathbf{v}'_r = \{r_6, r_7, \dots, r_N, \dots, r_5\}$  之间只是相差一次循环移位。因此,夹角和距离这两类特征作为星模式特征具有旋转不变性。

### 2.2 导航星库生成

构建导航星库时,首先需要从 SAO J2000 星表

中选取符合识别要求的恒星作为导航星。去除星表中不稳定的变星以及难以区分的双星,并结合星敏感器的敏感星等,最终从中选取 4956 颗恒星作为导航星。

导航星库生成过程中,将选中的 4956 颗导航星分别作为视场中心,根据星敏感器视场角大小,选取符合角距限制的星作为邻星。依据星敏感器成像的投影原理,得到各个邻星在图像中成像点的坐标,并利用(1)式和(2)式,即得到  $N$  个邻星用于生成导航星的模式特征。最终,得到各个导航星的特征矢量  $\mathbf{v}_\theta$  和  $\mathbf{v}_r$ 。导航星星模式特征分别存储在表 1 和表 2 中,表格的第一列为导航星的编号,用来作为各个导航星的索引,后面  $N$  列分别为与当前导航星对应的  $N$  个邻星的夹角特征和距离特征。

表 1 导航星库夹角特征

Table 1 Angle feature of navigation star database

Star ID	$\theta_1$	$\theta_2$	...	$\theta_N$
1	14.83	6.99	...	70.82
2	15.88	18.74	...	35.66
...	...	...	...	...
...	...	...	...	...
4956	51.94	10.84	...	24.26

表 2 导航星库距离特征

Table 2 Distance feature of navigation star database

Star ID	$r_1$	$r_2$	...	$r_N$
1	76.60	425.62	...	129.94
2	127.34	407.67	...	435.60
...	...	...	...	...
...	...	...	...	...
4956	128.19	341.20	...	364.03

### 3 星图识别算法

提出的星图识别算法主要分为动态夹角初始匹配和匹配度计算两部分。首先,通过动态夹角特征进行初始匹配,找到满足作为匹配度计算起点的导航星作为候选星。然后,分别计算参考星与各个筛选出的候选星之间的匹配度。最终,将匹配度得分最高的星作为参考星的匹配结果。

#### 3.1 动态夹角初始匹配

针对指定星图,选定待识别参考星,以及它周围的邻星构造星模式特征。可以得到各相邻邻星之间的夹角特征  $\mathbf{v}_\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$ 、参考星与邻星之间的距离特征  $\mathbf{v}_r = \{r_1, r_2, \dots, r_N\}$ 。

将待识别参考星得到的  $N$  组对应夹角和距离组合  $\{\theta_k, r_k\}$  作为动态夹角特征,依次在导航星库中

搜索包含该特征的导航星并将其作为候选星。为了提高识别算法对噪声的鲁棒性,在搜索过程中设定阈值条件

$$\begin{cases} |\theta_k - \varphi_l| \leq \epsilon_{\text{ang}} \\ |r_k - d_l| \leq \epsilon_{\text{dis}} \end{cases}, \quad (3)$$

满足(3)式中阈值条件的导航星  $C$  即为候选星。在(3)式中, $\theta_k$  和  $r_k$  为参考星的第  $k$  个夹角和距离特征, $\varphi_l$  和  $d_l$  为导航星  $C$  的第  $l$  个夹角和距离特征, $\epsilon_{\text{ang}}$  和  $\epsilon_{\text{dis}}$  分别为角度匹配阈值和距离匹配阈值。

使用多组动态夹角特征,来解决依赖最近邻星作为起始星的问题。经过初始识别的过程,从导航星表中筛选出了符合初始匹配要求的候选星  $C$ ,并将参考星  $R$  的第  $k$  组特征和导航星  $C$  的第  $l$  组特征记为一对匹配组,作为下一步计算匹配度的起始边。

除此之外,为了提高算法的搜索效率,在动态夹角初始匹配过程中使用二维查找表结构对初始匹配进行加速。根据导航星库中各个导航星的距离和夹角特征构造二维查找表,该二维查找表的索引为距离和夹角信息,值为对应的导航星的星号  $C$  以及与之匹配的第  $l$  组特征。通过该方法,在动态夹角初始匹配阶段能够直接得到满足要求的导航星作为候选星,以提高整体的搜索效率。

#### 3.2 匹配度计算

定义参考星  $R$  的各动态夹角特征为  $\mathbf{F}_{\text{ref}} = \{(\theta_1, r_1), (\theta_2, r_2), \dots, (\theta_m, r_m)\}$ ,候选星  $C$  的动态夹角特征为  $\mathbf{F}_C = \{(\varphi_1, d_1), (\varphi_2, d_2), \dots, (\varphi_n, d_n)\}$ 。其中, $m$  和  $n$  分别为参考星  $R$  和候选星  $C$  生成特征的邻星个数。

通过初始识别过程,可知参考星的第  $k$  组动态夹角特征与候选星  $C$  中的第  $l$  组动态夹角特征完成匹配。以此动态夹角特征作为后续匹配的动态起始边,计算待识别参考星  $R$  与筛选出来的候选星  $C$  之间的特征匹配数  $N_{\text{mat}}$ 。

首先,利用匹配的动态夹角特征将特征  $\mathbf{F}_{\text{ref}}$  和  $\mathbf{F}_C$  分别循环移位  $k$  和  $l$  次得到  $\mathbf{F}'_{\text{ref}} = \{(\alpha_1, \beta_1), (\alpha_2, \beta_2), \dots, (\alpha_m, \beta_m)\}$ ,  $\mathbf{F}'_C = \{(a_1, b_1), (a_2, b_2), \dots, (a_n, b_n)\}$ ,易知此时  $\mathbf{F}'_{\text{ref}}$ 、 $\mathbf{F}'_C$  中的第一组动态夹角特征分别为上述完成匹配的  $\{\theta_k, r_k\}$  和  $\{\varphi_l, d_l\}$ ,即满足

$$\begin{cases} (\alpha_1, \beta_1) \equiv (\theta_k, r_k) \\ (a_1, b_1) \equiv (\varphi_l, d_l) \end{cases} \quad (4)$$

以此循环移位后的特征作为基础,利用其中的夹角信息分别构造累计角度特征  $\mathbf{A}_{\text{ref}} = \{\omega_1, \omega_2, \dots,$

$\omega_m$  和  $A_C = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n\}$ , 其中各个元素分别定义为

$$\omega_p = \sum_{i=1}^p \alpha_i, \quad p \in \{1, 2, \dots, m\}, \quad (5)$$

$$\mu_q = \sum_{i=1}^q a_i, \quad q \in \{1, 2, \dots, n\}. \quad (6)$$

使用  $A_{ref}$  和  $A_C$  进行匹配度计算, 遍历  $A_{ref}$  和  $A_C$  中的累计角度, 找到接近的累计角度  $\omega_i$  和  $\mu_j$  作为匹配候选者, 即累计角度约束满足

$$|\omega_i - \mu_j| \leq \epsilon_{ang}. \quad (7)$$

当  $\omega_i$  和  $\mu_j$  满足 (7) 式时, 此时只利用了角度信息, 为了减少匹配的冗余, 需要进一步使用距离特征进行验证。由累计夹角  $\omega_i$  和  $\mu_j$  匹配的结果可知, 组成当前匹配累计夹角的一条边所对应的距离特征为  $\beta_{i+1}$  和  $b_{j+1}$ 。满足距离约束条件, 则可以认为当前  $i$  和  $j$  完成匹配, 即满足

$$|\beta_{i+1} - b_{j+1}| \leq \epsilon_{dis}, \quad (8)$$

$i$  和  $j$  分别为遍历时的索引, 特征匹配数计算过程中,  $i$  和  $j$  从 1 开始。若当前  $i$  和  $j$  对应的特征通过累计角度和距离约束完成匹配, 则待识别参考星  $R$  与候选星  $C$  之间的特征匹配数  $N_{mat}$  加 1, 索引  $i$  和  $j$  分别移到下一个位置继续进行比较; 否则, 根据当前  $\omega_i$  和  $\mu_j$  的大小进行下一次判断, 若  $\omega_i < \mu_j$ , 则  $i = i + 1$ ; 若  $\omega_i > \mu_j$ , 则  $j = j + 1$ , 然后继续重复累计角度匹配和距离验证的过程。

最终, 当满足  $i > m$  或者  $j > n$  时, 特征匹配数计算过程结束, 此时得到的特征匹配数  $N_{mat}$  表示当前待识别参考星  $R$  和候选星  $C$  之间邻星特征匹配成功的元素对数。

由于各个导航星周围的邻星数量具有一定的差异, 仅仅使用特征匹配数  $N_{mat}$  衡量匹配程度不是那么合理。因此, 进一步结合导航星周围的邻星数量, 使用特征匹配数  $N_{mat}$  与该导航星邻星数量  $N_{nei}$  的比值作为描述匹配程度的标准, 即定义匹配度得分

$$S_{mat} = N_{mat} / N_{nei}. \quad (9)$$

显然, 匹配度得分  $S_{mat}$  的取值范围为  $[0, 1]$ , 该值越大表示参考星与当前候选星之间的匹配程度越高。

### 3.3 整体识别流程

星图识别过程中, 选取距离视场中心最近的星作为参考星, 并选取视场大小范围内的其他星作为邻星。使用这些邻星为参考星构建星模式特征, 即各相邻邻星之间的夹角  $\theta$  和参考星与邻星之间的距离  $r$ 。

将这些夹角和距离特征组成动态夹角特征进行

初始匹配, 得到多个符合初始匹配的候选星组合。随后, 分别计算各个候选星与待识别参考星的匹配度得分  $S_{mat}$ 。由于多个动态夹角会对应到同一个候选星, 从而得到多个匹配度, 此时该候选星选择最大的匹配度得分作为最终得分。最终, 选取匹配度得分最大的候选星作为待识别参考星的识别结果, 整体识别流程如图 2 所示。

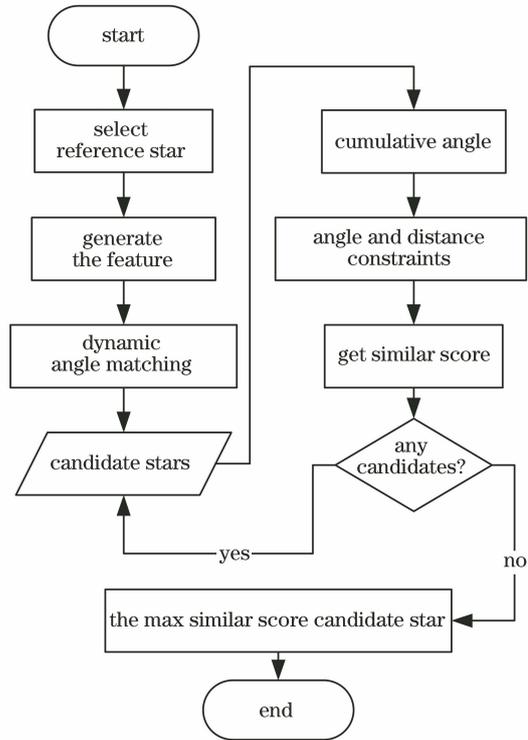


图 2 提出的星图识别算法流程

Fig. 2 Flowchart for proposed star pattern recognition algorithm

在图 2 所示的识别过程中, 提取出多组动态夹角特征, 分别依次作为后续匹配度计算的起始边, 克服了以往过于依赖最近邻星作为起始星的问题, 将以往的唯一匹配改为多组匹配, 提高了识别的准确率以及对噪声的鲁棒性。

## 4 实验仿真

首先, 利用模拟星图对各识别算法性能进行测试, 并选取一些具有代表性的星图识别算法作为提出的算法的对比对象。除此之外, 为了使模拟星图更加接近于实际星图, 在模拟过程中分别加入位置噪声、伪星以及星等噪声等影响因素, 并通过不同情况下算法识别率进一步分析算法的鲁棒性。最后, 使用卫星星敏传感器下传真实星图进行测试, 验证该算法的可用性。

### 4.1 生成模拟星图

从 SAO J2000 星表中选取恒星, 利用 MATLAB 2020 生成的模拟星图对提出的算法进行测试。其中, 生成模拟星图的星敏感器视场角为  $12^\circ \times 12^\circ$ 、图像分辨率为  $1024 \text{ pixel} \times 1024 \text{ pixel}$ 、像元尺寸为  $12 \mu\text{m}$ 、焦距为  $58.4563 \text{ mm}$ 、敏感星等为  $6.0 \text{ Mv}$ 。生成过程中, 以  $2^\circ$  间隔均匀地遍历  $0^\circ \sim 360^\circ$  赤经和  $-90^\circ \sim 90^\circ$  赤纬, 最终得到均匀的覆盖整个全天球的 16200 幅模拟星图<sup>[13-15]</sup>。

### 4.2 仿真结果分析

使用改进的三角形算法<sup>[6]</sup>、径向轴向算法<sup>[11]</sup>、栅格算法<sup>[8]</sup>以及金字塔算法<sup>[5]</sup>与提出的算法进行对比。在未加入噪声的理想模拟星图情况下, 各个识别算法的性能如表 3 所示。从表中可以看出, 提出的识别算法在识别率方面优于其他算法, 识别准确率达到 99.80%。但在平均识别时间方面, 提出的算法由于需要计算多组动态夹角特征, 导致耗时略长, 表现不佳。

表 3 不同星图识别算法的识别性能对比

Table 3 Identification performance comparison of different star pattern recognition algorithms

Technique	Identification accuracy / %	Average time / ms
Improved triangle algorithm <sup>[6]</sup>	93.75	2.3776
Radial and cyclic <sup>[11]</sup>	96.29	1.6165
Grid algorithm <sup>[8]</sup>	97.53	1.4856
Pyramid algorithm <sup>[5]</sup>	99.69	2.3388
Our algorithm	99.80	7.2134

星敏感器受卫星运动以及振动等外界干扰会导致成像星点发生偏移, 为了模拟这种情况, 在模拟星图中的星点位置上加入高斯噪声。图 3 展示了加入均值为 0、方差为  $0 \sim 2 \text{ pixel}$  的位置噪声后各识别算法的识别准确率。从图 3 中可以看出, 随着位置噪声的不断增大, 改进的三角形算法、径向轴向算法以及金字塔算法识别率迅速下降, 栅格算法识别率也降至 91.89%。对比提出的算法, 在位置噪声方差为 2 pixel 时, 识别率还维持在 98.30%, 因此, 提出的算法对位置噪声具有较强的鲁棒性。

星敏感器拍摄过程中会受灰尘、太空碎片等干扰出现伪星点, 在模拟星图中随机放置伪星点, 以此来验证各星图识别算法在伪星干扰下的识别性能。图 4 展示了在模拟星图中加入  $0 \sim 5$  颗伪星点之后各识别算法的识别准确率。从图 4 中可以看出, 在 5 颗伪星存在的情况下, 提出的算法依旧具有 97.83% 的识别准确率。因此, 提出的算法对于伪星

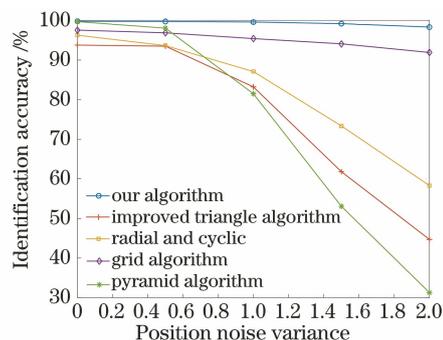


图 3 不同星图识别算法在不同位置噪声下的识别率  
Fig. 3 Identification accuracy of different star pattern recognition algorithms under different position noises

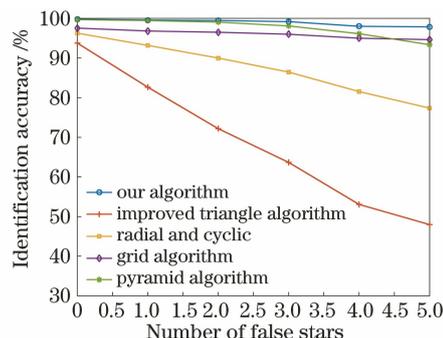


图 4 不同星图识别算法在不同数量伪星干扰下的识别率  
Fig. 4 Identification accuracy of different star pattern recognition algorithms under different number of false stars  
点不敏感, 相较于其他算法具有较强的鲁棒性。

星敏感器成像过程中, 会受各种干扰导致其无法捕获一些低亮度的星, 从而导致星点的缺失。因此, 通过在星的星等上加入高斯噪声的方式来模拟由于星等变化导致某些星消失的情况。图 5 展示了在每颗星的星等上加入均值为 0、方差为  $0 \sim 1 \text{ Mv}$  的高斯噪声后, 各星图识别算法的识别准确率, 以此来验证各星图识别算法对于星等噪声干扰的鲁棒性。从图 5 中可以看出, 各个识别

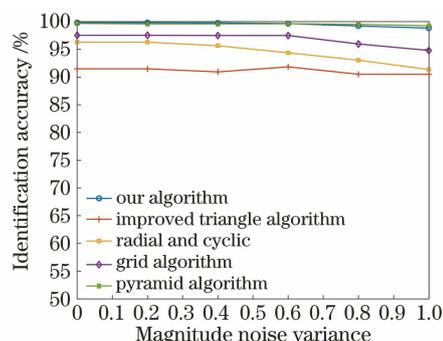


图 5 不同星图识别算法在不同星等噪声下的识别率  
Fig. 5 Identification accuracy of different star pattern recognition algorithms under different magnitude noises

算法对于星等的变化都不敏感。提出的算法主要借助邻星进行识别,随着星等噪声逐渐增加,场景中邻星数量过少的概率也随之增加。在星等噪声较大的情况下,提出的算法识别准确率略低于金字塔算法,但仍然保持着 98.84% 的识别准确率。因此,提出的算法对于星等噪声也具有较强的鲁棒性。

星点成像过程中,受镜头等结构影响,生成的星图会产生相应的畸变。针对该问题,采用桶形畸变进行仿真来验证各星图识别算法对于图像畸变的鲁棒性,图 6 为模拟的星图畸变前后的误差矢量图。

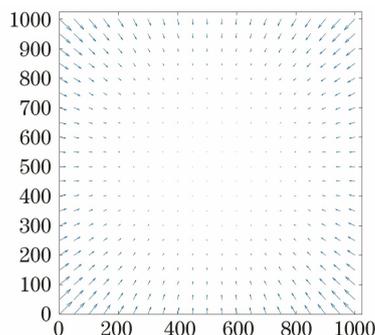


图 6 桶形畸变下像素误差矢量图

Fig. 6 Pixel error vector image of barrel distortion

在当前畸变情况下对各星图识别算法的识别率进行测试,结果如表 4 所示。从表中可以看出,相较于其他算法,提出的算法对于畸变的容忍具有明显优势。

表 4 桶形畸变下不同识别算法的识别性能对比

Table 4 Identification performance comparison of different star pattern recognition algorithms under barrel distortion

Technique	Identification accuracy /%
Improved triangle algorithm <sup>[6]</sup>	44.75
Radial and cyclic <sup>[11]</sup>	27.12
Grid algorithm <sup>[8]</sup>	95.83
Pyramid algorithm <sup>[5]</sup>	11.34
Our algorithm	99.54

### 4.3 真实星图实验

图 7 为当前卫星下传的真实星图,使用该星图对提出的算法进一步验证。其中该卫星的星敏感器图像分辨率为  $1536 \times 1536$ ,焦距为 23.905 mm,视场大小为  $20^\circ \times 20^\circ$ 。通过星图预处理的方法<sup>[16-17]</sup>,在该星图中提取到 24 颗星点,执行提出的识别算法,并使用实际结果进行验证,最终确定 21 颗星点被正确识别,符合星敏感器定姿的要求,进一步验证了提出的算法的可用性。

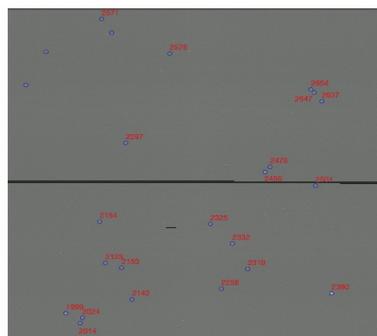


图 7 真实星图识别结果

Fig. 7 Identification result of real star pattern

## 5 结 论

提出一种基于动态夹角匹配的星图识别算法,使用邻星之间的夹角以及邻星和参考星之间的距离组成动态夹角特征作为初始识别的输入,得到多组候选星并进行匹配度计算。通过累计角度和距离验证的方法计算与各个导航星之间的匹配程度,最终将匹配度得分最高的候选星作为识别结果。不同于需要选取最近邻星作为唯一起始星的方法,该方法使用多组动态夹角特征作为匹配输入,提高了识别性能以及对噪声的鲁棒性。仿真实验结果表明,该算法平均识别率 99.80%,较其他算法有明显的提升。此外,在位置噪声、伪星以及星等噪声影响下,其识别率均能保持在 97.00% 以上,表明其对噪声具有较强的鲁棒性。下一步将进一步优化导航星库存储结构和识别流程,进而提高识别速度。

## 参 考 文 献

- [1] Spratling B B IV, Mortari D. A survey on star identification algorithms [J]. Algorithms, 2009, 2 (1): 93-107.
- [2] Rijlaarsdam D, Yous H, Byrne J, et al. A survey of lost-in-space star identification algorithms since 2009 [J]. Sensors, 2020, 20(9): 2579.
- [3] Xing F, You Z, Dong Y. A rapid star identification algorithm based-on navigation star domain and  $K$ -vector [J]. Journal of Astronautics, 2010, 31(10): 2302-2308.  
邢飞, 尤政, 董瑛. 基于导航星域和  $K$  矢量的快速星图识别算法 [J]. 宇航学报, 2010, 31(10): 2302-2308.
- [4] Liebe C C. Pattern recognition of star constellations for spacecraft applications [J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 1992, 7(6): 34-41.
- [5] Mortari D, Samaan M A, Bruccoleri C, et al. The

- pyramid star identification technique[J]. *Navigation*, 2004, 51(3): 171-183.
- [6] Zhang G J, Wei X G, Jiang J. Star map identification based on a modified triangle algorithm [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2006, 27(6): 1150-1154.  
张广军, 魏新国, 江洁. 一种改进的三角形星图识别方法[J]. *航空学报*, 2006, 27(6): 1150-1154.
- [7] Wei X G, Zhang G J, Jiang J. Star identification algorithm based on log-polar transform [J]. *Journal of Aerospace Computing, Information, and Communication*, 2009, 6(8): 483-490.
- [8] Padgett C, Kreutz-Delgado K. A grid algorithm for autonomous star identification [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1997, 33(1): 202-213.
- [9] Na M, Zheng D N, Jia P F. Modified grid algorithm for noisy all-sky autonomous star identification [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, 45(2): 516-522.
- [10] Silani E, Lovera M. Star identification algorithms: novel approach & comparison study [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(4): 1275-1288.
- [11] Zhang G J, Wei X G, Jiang J. Full-sky autonomous star identification based on radial and cyclic features of star pattern [J]. *Image and Vision Computing*, 2008, 26(7): 891-897.
- [12] Wei X, Wen D S, Song Z X, et al. A star identification algorithm based on radial and dynamic cyclic features of star pattern [J]. *Advances in Space Research*, 2019, 63(7): 2245-2259.
- [13] Mehta D S, Chen S S, Low K S. A rotation-invariant additive vector sequence based star pattern recognition [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(2): 689-705.
- [14] Su D Z, Wang Y L, Wu S Y, et al. Star identification algorithm based on similar triangle principle [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(11): 2467-2473.  
宿德志, 王玉良, 吴世永, 等. 基于相似三角形的星图识别 [J]. *光学精密工程*, 2019, 27(11): 2467-2473.
- [15] Tang W S, Yang J K, Yi W J, et al. Analysis and improvement of the grid algorithm for autonomous star identification [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(2): 021002.  
唐武盛, 杨建坤, 衣文军, 等. 全天自主星图识别网格算法问题分析与改进 [J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(2): 021002.
- [16] Wu Q, Zhang R. Wavelet denoising of near-earth all-day star map based on local outlier factor [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(8): 0810001.  
吴强, 张锐. 基于局部异常因子的近地全天时星图小波去噪 [J]. *光学学报*, 2020, 40(8): 0810001.
- [17] Liu Y C, Zhao C H, Xu Q. Neural network-based noise suppression algorithm for star images captured during daylight hours [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(6): 0610003.  
刘宇宸, 赵春晖, 徐卿. 基于神经网络的全天时天文导航图像去噪方法 [J]. *光学学报*, 2019, 39(6): 0610003.