

一种基于维诺图的星图识别算法

郭辛^{1,2}, 吴佳彬¹, 李林¹, 姜淳¹, 吴志勇^{1,2*}¹中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;²中国科学院大学光电学院, 北京 100049

摘要 传统模式识别类星图识别算法需要预先设置参数且在高极限星等条件下运行速度较慢, 本文提出一种基于维诺(Voronoi)图的星图识别算法。首先, 利用所提算法提取星图中的恒星, 将其归一化为球面点集, 并计算对应 Voronoi 图和邻边多边形的周长、面积和边数, 将这些特征组合为恒星的识别特征。然后, 将特征与导航星表进行匹配, 并根据匹配结果计算指向。模拟实验表明所提算法的有效性, 并得到不同条件下的匹配率和运行时间, 最优情况下小于 100 ms。实验得出了所提算法在不同视场和极限星等下的识别率, 并给出了最优组合。实验测试验证了位置噪声和伪星缺失星对算法匹配率的影响, 在 1‰ 位置误差条件下, 算法匹配率基本不降低。与环径向分布特征星图识别算法进行对比, 证明了所提算法比传统模式识别类星图识别算法的识别率更高、识别时间更短且具有更好的抗位置噪声性能, 以及无需设定和调整参数的优点。

关键词 天文定位; 星图识别; Voronoi 图; 导航星表

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP241916

Star-Identification Method Based on Voronoi Graph

Guo Xin^{1,2}, Wu Jiabin¹, Li lin¹, Jiang Chun¹, Wu Zhiyong^{1,2*}

¹*Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, Jilin, China;*

²*School of Optoelectronics, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*

Abstract The conventional pattern-recognition star-identification algorithm requires parameter setting in advance and is slow under high limit magnitudes. A star-identification algorithm based on the Voronoi graph is proposed. The algorithm extracts stars in the star map and normalizes them to a spherical point set. Next, it calculates the Voronoi graph and the corresponding star polygon features, including the perimeter, area and number of edges to be combined into the star-recognition feature. Subsequently, the features are matched against the navigation catalog and pointing is calculated based on matching star pairs. Simulation results show that the algorithm is feasible and can yield the match ratio under different conditions. The operating time of the algorithm is less than 100 ms in the optimal case, and the effects of position noise, pseudo stars, and missing stars on the matching rate of the algorithm were tested and verified. The recognition rate of the proposed algorithm under different fields of view and limit magnitude was obtained experimentally, and the optimal combinations were obtained. The recognition rate of the algorithm does not decline under a 1‰ position error. A comparison with the star-identification algorithm using radial and cyclic features shows that the proposed algorithm offers a higher recognition rate, a shorter recognition time, and better anti-position noise performance than the conventional pattern-recognition star-map recognition algorithm. Furthermore, the proposed algorithm requires neither parameter setting nor adjustment.

Key words astronomical positioning; star identification; Voronoi graph; guide catalogue

1 引言

星图识别算法是星敏感器的核心算法, 也是望远

镜观测的必要步骤。星图识别也被称为星图匹配或天文定位。其主要流程是从星图中提取恒星, 并将星图中的恒星与导航星表中的恒星相匹配。常见的星图识

收稿日期: 2024-08-28; 修回日期: 2024-11-09; 录用日期: 2024-11-26; 网络首发日期: 2024-12-06

通信作者: *wuzzy@ciomp.ac.cn

别算法可分为子图同构类、模式识别类和人工智能类算法。

子图同构类算法以恒星为顶点,恒星间球面距为边,将星图视为全天空恒星构成图的子图,并在该图中寻找与给定子图中的相同部分完成星图匹配。子图同构类算法的优点是原理清晰、成功率高、抗噪性好。因为其基于星角距进行匹配,算法特征数量通常正比于恒星数量的 2 次或更高,因此具有特征维度高、导航数据库大、匹配时间长的缺点。这些方法通常将星角距组合成特定形状来降低误匹配率。经典的子图同构类算法有多边形角距算法^[1]、三角形匹配法^[2]和匹配组算法^[3],近年来也有许多改进的子图同构类算法被提出^[4-8]。

模式识别类算法通过给恒星赋予构造的特征来进行匹配和识别,通常思路为选定主星指定距离邻域内的恒星,以此构造一个特征。模式识别类算法为了使得上述特征能解算星图指向中的旋转角,故在特征构造时通常需要在主星的伴星中选定校准星,而校准星的选择受位置误差和伪星缺失星影响较大,故匹配失败率较大。大部分模式识别类算法还存在量化问题,使匹配率降低。经典的模式识别类有栅格算法^[9]、基于环向和径向特征的算法^[10]和基于统计特征的算法^[11]。近年来涌现了许多改进的模式识别类算法^[12-14],这些改进算法主要解决传统栅格类、环向类模式识别算法的固有缺陷。这些改进后的模式识别类算法仍存在部分问题。环向径向类算法受定位邻星和位置误差影响较大,如文献[13]中增加伪星后,识别率急剧下降;文献[12]对数极坐标变换(ILPT)星图识别算法及其改进,作为环向类模式识别算法,但仍然不适用于高极限星等星图。栅格类识别算法仍然受邻星影响,如文献[14]所算法,在无干扰下最小未识别率大于 1.2%。此外,在传统模式识别类算法中,提取模式时需使用邻域半径内的所有恒星,对不同视场(FOV)和恒星密度星图调参试验过程较长,针对大视场星图和高极限星等星图,该星图算法性能较差。

人工智能类算法将恒星结构输入神经网络等进行预训练,实际匹配时将提取的恒星输入到已训练网络中,给出匹配结果和指向。此类方法优点是匹配时间短,缺点是不如前两类算法理论解释明确,训练时间长且改进较为困难。常见的人工智能类星图识别算法有基于广义神经网络的星图识别算法^[15]、基于径向基函数神经网络的星图识别算法^[16]、基于遗传算法的星图识别算法^[17]等。

子图同构类算法以星角距为核心,特征重复率高,导航数据库大,而模式识别类算法需手动设定邻域范围且特征依赖主星的最近邻星。本文针对上述算法的缺点,将子图同构的图论方法与模式识别的特征构造方法相结合,提出了一种基于维诺(Voronoi)图特征的星图识别算法。该算法将提取的恒星构造 Voronoi

图,将恒星对应的 Voronoi 多边形特征、邻域恒星多边形特征与导航星表中的特征相匹配,只需成功匹配到至少 1 颗满足特征的恒星,通过该星及其邻星即可完成匹配。该算法不需要人为设定邻域半径参数,其特征与恒星数量成正比,这使得导航星表较小,检索速度快。

2 星图识别算法

2.1 Voronoi 图的基本性质

Voronoi 图是基于一组生成元对指定空间划分的结果,该划分将空间中的点映射到特定子集,使得其到该子集对应的生成元的距离比其他生成元都近。基于点集对平面进行划分,得到的图形为平面 Voronoi 图,点对应平面多边形;将球面划分为球面 Voronoi 图和球面多边形。Voronoi 图具有以下性质^[18]。

1) 唯一性:Voronoi 图是唯一的,所以将星图提取的恒星转化为点集后,Voronoi 图可作为该点集的特征。

2) 局部性:Voronoi 多边形是点的局部特征。若集合中的点发生变化,即点增加、减少和位置变动,只会影响该点及其一阶邻点(简称邻点)。故在星图识别算法中,伪星、缺失星和点位置的大幅度变动对匹配的影响是局部的。

3) 顶点和边数上界:对平面上具有 n 个生成元的 Voronoi 图,Voronoi 多边形顶点数 $N_{\text{VER}} \leq 2n - 5$,边数 $N_{\text{EDGE}} \leq 2n - 6$ 。由于 1 个顶点为 3 个 Voronoi 多边形公用(除非 4 点或以上生成元共圆),1 条边为 2 个多边形公用,故 Voronoi 多边形边数的期望趋向 6。该定理保证了星图识别算法中导航星表、边列表大小的有限性和稳定性。由于球面 Voronoi 多边形和平面 Voronoi 多边形间的射影存在对应关系,因此以上性质同样适用于球面。

Voronoi 图的基本构造方法:对于给定点集,首先确定每个点与其邻近点之间的平分线,平分线的交点即 Voronoi 多边形的顶点,然后按顺序连接各个顶点,便得到 Voronoi 多边形。这些多边形共同构成了 Voronoi 图。在实际应用中,Voronoi 图可以通过多种算法高效计算得出,主要有直接法、扫描线法、分治算法、插入法和栅格法。此外还可以利用 Voronoi 的对偶图 Delaunay 三角网计算。

2.2 特征构造

本算法将星图提取的恒星归一化到单位球面上,用该球面点集生成球面 Voronoi 图,并计算恒星对应的 Voronoi 多边形的边数、周长和面积,以及 Voronoi 图中点的邻点所构成的多边形的周长、面积,将其作为恒星特征。由于星图视场并非全天空,邻点未完全在星图内,即视场内的恒星 Voronoi 多边形不完全,因此最外侧恒星不参与匹配验证。在 Voronoi 图的生成点集中,加入星图中心在球面上的对极点,则最外侧恒星

等价于对极点的邻点,剩余恒星称内部恒星。将内部恒星特征与导航星表中对应的特征相匹配。当特征匹配时,验证邻星序列是否均匹配。由于恒星的邻星最少为 3 个,平均为 6 个^[18],加上该恒星本身最少为 4 颗。由于 2 颗相异恒星或 3 颗恒星即可实现定位,故只需匹配到 1 颗满足特征值的恒星即特征星,便可满足定位要求。

特征具体的计算方法:计算球面点集 S_0 的 Voronoi 多边形,得到点集 S_0 对应的 Voronoi 多边形顶点集 V_0 ,即返回点集 S_0 到顶点集 V_0 的映射,则 S_0 中点 s 映射到的 V_0 中的点 v_i ,点 v_i 子集组成了 s 对应的 Voronoi 多边形,边数与 s 对应的顶点 v_i 的数量相等。Voronoi 多边形的周长等于点 s 对应的多边形相邻顶点间的角距和。多边形的面积由球面三角形面积公式计算得到,先计算相邻两顶点 v_i, v_{i+1} 和中心生成点 s 组成的球面三角形,加和得到 Voronoi 多边形面积。由于 Voronoi 多边形为凸多边形,可不用分解为三角形进行计算而用角盈法计算面积。若点集 S_0 中的相异两点 s_1, s_2 映射到 V_0 中同一点 v ,则点 s_1, s_2 被认为存在邻接关系,互为邻点。 s 的邻点按照方位角顺时针方向循环排列,以星角距最大的邻星为起始点。将 s 的邻点顺序相连组成的球面多边形称为邻边多边形,也具有边长、周长和面积属性,计算方法同上。该多边形的边数与 Voronoi 多边形的边数相同。邻点构成的多边形可能为凹多边形,故必须分解为球面三角形,再累加总计算面积。依次记录邻点星号、邻点相对中心点的星角距和方位角、邻点的赤经、邻点的赤纬,将这 5 项组成一个列表,所有邻点信息组合起来作为邻点序列。邻点序列主要用于计算匹配后的星图指向。图 1 中为构造特征的一个范例,较小点 J, K, L, M, N 为恒星的 Voronoi 多边形顶点,剩余点代表恒星,其中点 A 的 Voronoi 多边形为多边形 $JKLMN$,邻点多边形为多边形 $HCEDB$,点 H 为最远邻点。二维空间随机点的 Voronoi 多边形的特征分布理论推导困难,文献[19]验证了随机 Voronoi 多

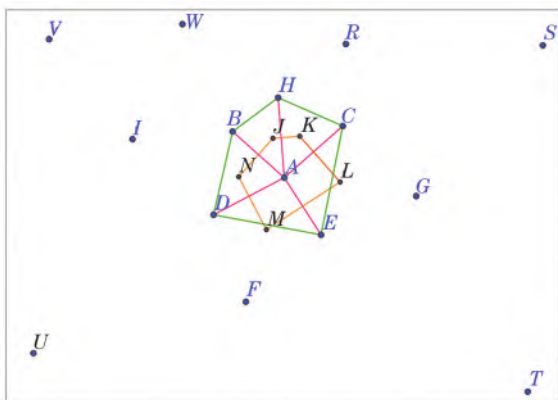


图 1 算法构造特征范例

Fig. 1 Feature example constructed by algorithm

边形的边数、周长和面积服从广义伽马分布,具体可表示为

$$f(x|a, b, c) = \frac{ab^{c/a}}{\Gamma(c/a)} x^{c-1} \exp(-bx^a) (a, b, c > 0) \quad (1)$$

式中: a, b, c 为伽马函数的待定参数, $a, b, c > 0$; $\Gamma(\cdot)$ 为伽马函数。

Voronoi 图多边形边数的上确界和数学期望极限为 6, Voronoi 多边形边数是一个稳定特征。边数离散分布,周长和面积连续分布,后两者需要根据实际过程中设备的位置误差设定判别阈值。图 2 为天球上星等不超过 9.0 的恒星组成的 Voronoi 图的特征分布,恒星位置基于 SAO 星表 (Smithsonian astrophysical observatory star catalog),验证了恒星构成的 Voronoi 图的特征分布基本满足上述规律。由于生成元的邻点多边形与生成元的 Voronoi 多边形一一对应,故其分布规律也类似。因此本文算法选取这些特征组合进行星图匹配。

考虑到天球上的恒星在沿银道面方向上多且亮,而在垂直于银道面的方向上少且暗,实际分布与完全随机分布略有区别。在极限星等为 8.0 的情况下,当设定边数误差为 0, Voronoi 多边形的周长和面积、邻星多边形的周长和面积分别量化至相对误差接近 1% 时,取绝对误差分别为 5×10^{-4} 、 5×10^{-8} 、 5×10^{-4} 、 5×10^{-7} ,即相对误差分别为 1.55%、0.37%、1.81%、4.83% 水平下,上述联合特征,每颗星平均与 0.013 颗星有相同特征,即每个特征对应 1.013 颗星,加上邻星序列不同,则恒星特征完全不同。其他星等结果如表 1 所示。表 1 证明了本算法特征的分辨能力强,特征中周长和面积的误差容忍能力较强。这些特征可以单独使用,也可以与其他特征如星等信息等联合使用。

2.3 算法步骤

针对有先验指向的星图,基于 Voronoi 图的星图识别算法流程如图 3 所示。

1) 先验指向计算:读取星表和待识别的星图,根据星图表头或设备传感器信息计算得到带误差且误差有上界的先验指向。

2) 恒星提取:提取星图内的恒星,得到其平面位置信息。

3) 计算特征:以图像中心 O 为原点,将已提取出的恒星投影到单位球面上,投影时将图像中心的对极点 O_{mv} 也投影到单位球面上。根据以上生成元生成球面 Voronoi 图,计算恒星对应的球面 Voronoi 多边形和邻点多边形的边数、周长和面积,以及恒星的邻点序列。其中邻点序列为包含角距、方位角的二元序列,以方位角顺时针方向按顺序排列并以最远邻点为起点。排除对极点 O_{mv} 的邻点,剩余点为内部恒星点。

4) 特征匹配:根据计算的先验指向,在事先分割过的子星表集合中找出所需子星表,并根据球面圆半径 r 提取可能在视场中恒星的特征,其中若视场半径,

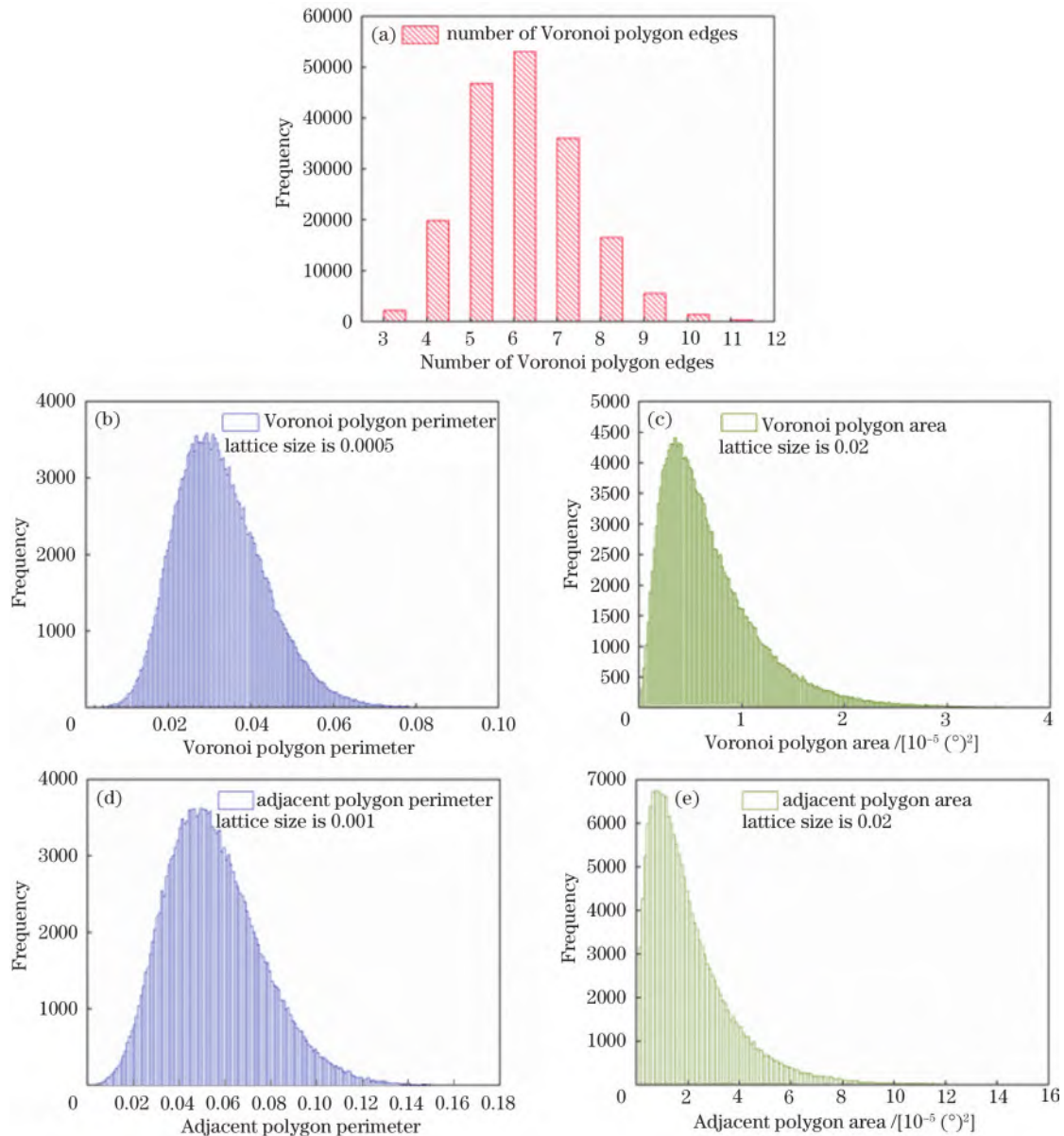


图2 算法特征分布情况(极限星等9.0)。(a) Voronoi多边形边数特征;(b) Voronoi多边形周长特征;(c) Voronoi多边形面积特征;(d)邻星多边形周长特征;(e)邻星多边形面积特征

Fig. 2 Algorithm feature distribution (limit magnitude 9.0). (a) Voronoi polygon edge number characteristics; (b) Voronoi polygon perimeter characteristics; (c) Voronoi polygon area characteristics; (d) adjacent star polygon perimeter characteristics; (e) adjacent star polygon area characteristics

即视场对角线长的一半为 r_{FOV} ,先验指向误差圆半径上限为 r_{err} ,则球面圆半径 $r=r_{\text{FOV}}+r_{\text{err}}$ 。在误差阈值内,将星图中内部恒星的算法特征与星表内恒星的相应特征进行匹配。

若存在恒星匹配,则使用其邻点序列检验。若匹配且验证成功,则该恒星和邻点均与星表中对应恒星匹配,并得到其星图位置和天球位置。其中,匹配该序列的方法:将两个角距序列循环移位并计算内积,内积和最大的位置为匹配位。在误差阈值范围内,检查角距是否相同,方位角的差是否为定值。若角距相同则匹配成功。由特征构造环节可知,若某恒星特征匹配,则其中心恒星加上邻星的数量足够进行定位,其中恒

星数量最少为4,总数量平均为7。若未匹配到恒星,则本算法失效。

5) 结果指向计算:根据上述已匹配的恒星计算星图指向,通过解算最小二乘姿态方程组来计算星图指向^[20]。最终结果为星图的视场中心指向和星图的旋转角度。

无先验指向的星图匹配方法与有先验指向的星图匹配方法基本相同,区别仅为特征匹配时改为与全天特征星表匹配。

2.4 导航星表

本文算法构造导航星表,仅需按照星敏感器的极限星等,或者地基望远镜手动设定的极限星等,筛选出

表 1 算法特征分辨能力

Table 1 Algorithm feature resolving ability

Limiting magnitude	Absolute error of Voronoi polygon normalized perimeter	Absolute error of Voronoi polygon area / [(°) ²]	Absolute error of adjacent polygon normalized perimeter	Absolute error of adjacent polygon area / [(°) ²]	Relative error of Voronoi polygon normalized perimeter / %	Relative error of Voronoi polygon area / %	Relative error of adjacent polygon normalized perimeter / %	Relative error of adjacent polygon area / %	Average star number for per feature
5.0	5×10^{-3}	5×10^{-6}	5×10^{-3}	5×10^{-5}	2.86	1.25	1.69	4.17	1.010
5.5	5×10^{-3}	5×10^{-6}	5×10^{-3}	5×10^{-6}	3.85	2.27	2.26	0.76	1.006
6.0	5×10^{-3}	5×10^{-6}	5×10^{-3}	5×10^{-6}	5.13	4.06	3.03	1.35	1.045
6.5	5×10^{-3}	5×10^{-7}	5×10^{-3}	5×10^{-6}	6.82	0.72	4.02	2.40	1.046
7.0	5×10^{-3}	5×10^{-7}	5×10^{-3}	5×10^{-6}	9.09	1.27	5.34	4.23	1.055
7.5	5×10^{-4}	5×10^{-7}	5×10^{-3}	5×10^{-7}	1.17	2.12	6.90	0.71	1.089
8.0	5×10^{-4}	5×10^{-8}	5×10^{-4}	5×10^{-7}	1.55	0.37	1.81	4.83	1.013
8.5	5×10^{-4}	5×10^{-8}	5×10^{-4}	5×10^{-8}	2.14	0.70	1.26	0.23	1.015
9.0	5×10^{-5}	5×10^{-8}	5×10^{-4}	5×10^{-8}	0.31	1.45	1.81	0.48	1.022

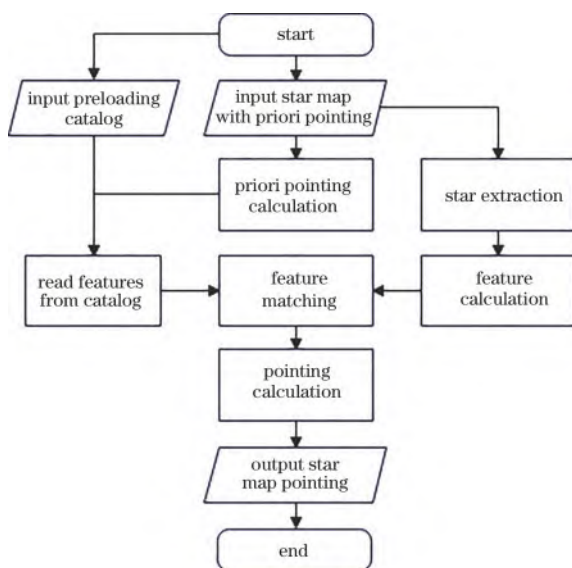


图 3 算法流程图

Fig. 3 Algorithm flow chart

不高于该极限星等的恒星。将每颗恒星对应的算法特征,即 Voronoi 多边形和邻星多边形两者的边数、周长和面积组成的识别特征,以及邻星的星号、角距、方位角和赤经赤纬构成的邻点序列,这些特征量条记录在恒星对应星号、天球位置条目后,形成总导航星表。本文导航星表对应的极限星等小于等于 9.0,基于 SAO 星表构造。其中 Voronoi 多边形和邻星多边形的边数相同,仅记录一次。本算法特征总量与恒星数量线性相关,这与子图同构类算法不同,星角距特征数量为恒星数量的平方,或恒星三角形特征数量为恒星数量的立方。这种线性关系与子图同构类算法的高次关系对比,所需数据量小,使得算法能够应用于高极限星等星图的识别。

按照上述方法将总星表分割为子星表,可以保证

对于任意指向,至少存在一个单一的子星表能覆盖该指向对应半径为 r 的天区。给出球面上任何一个指向后,通过锥形搜索得到最近子星表生成点的点集中的最近点,点对应的子星表即所需的子星表。

3 实验

3.1 算法有效性验证

本文实验的模拟环境为 Python3.12,运行环境为中央处理器(CPU):I7-12650H,内存为 16 GB。通过均匀选取天球上的 1000 个方向的模拟星图,验证了算法的可行性,并测量算法的平均运行时间。算法匹配时,边数误差设定为 0, Voronoi 多边形的周长、面积,以及邻星多边形的周长、面积按相对误差设定在 1%。

实验 1 模拟地基望远镜,设置视场对角线长度 $D_{\text{FOV}} = 2r_{\text{FOV}} = 10^\circ$,视场水平长度 $H_{\text{HFOV}} = 7.07^\circ$,指向误差圆半径上限 $r_{\text{err}} = 1^\circ$,则总半径 $r = r_{\text{FOV}} + r_{\text{err}} = 6^\circ$ 。

实验 2 模拟星敏传感器,设置 $D_{\text{FOV}} = 21.21^\circ$, $H_{\text{FOV}} = 15^\circ$, $r_{\text{err}} = 1.39^\circ$,则 r 约为 12° 。

实验 3 为无先验指向条件下的实验,参数设置与实验 1 相同。

图 4 为实验 1、2、3 结果。图 4(c) 中特征星是指算法特征匹配的恒星、特征星和特征星的邻星都是匹配星,并可用于星图指向计算。从上述实验结果可以看出,在 7.5 星等以上,实验 1 的匹配率可达 100% 且在 8.0 星等以内的运行时间小于 100 ms, 8.5 星等以内的运行时间小于 200 ms。在 6.0 星等以上,实验 2 的匹配率可达 100% 且在 6.5 星等以内的运行时间小于 200 ms。实验 3 的匹配率与实验 1 相同,由于无先验指向,运行时间长于实验 1,但在可行的时间范围内。可以看出,本算法在有先验指向及不同视场条件下均具有可行性。由于星图指向精度仅依赖匹配星数量和恒星位置误差,与具体匹配算法无关,故不赘述。

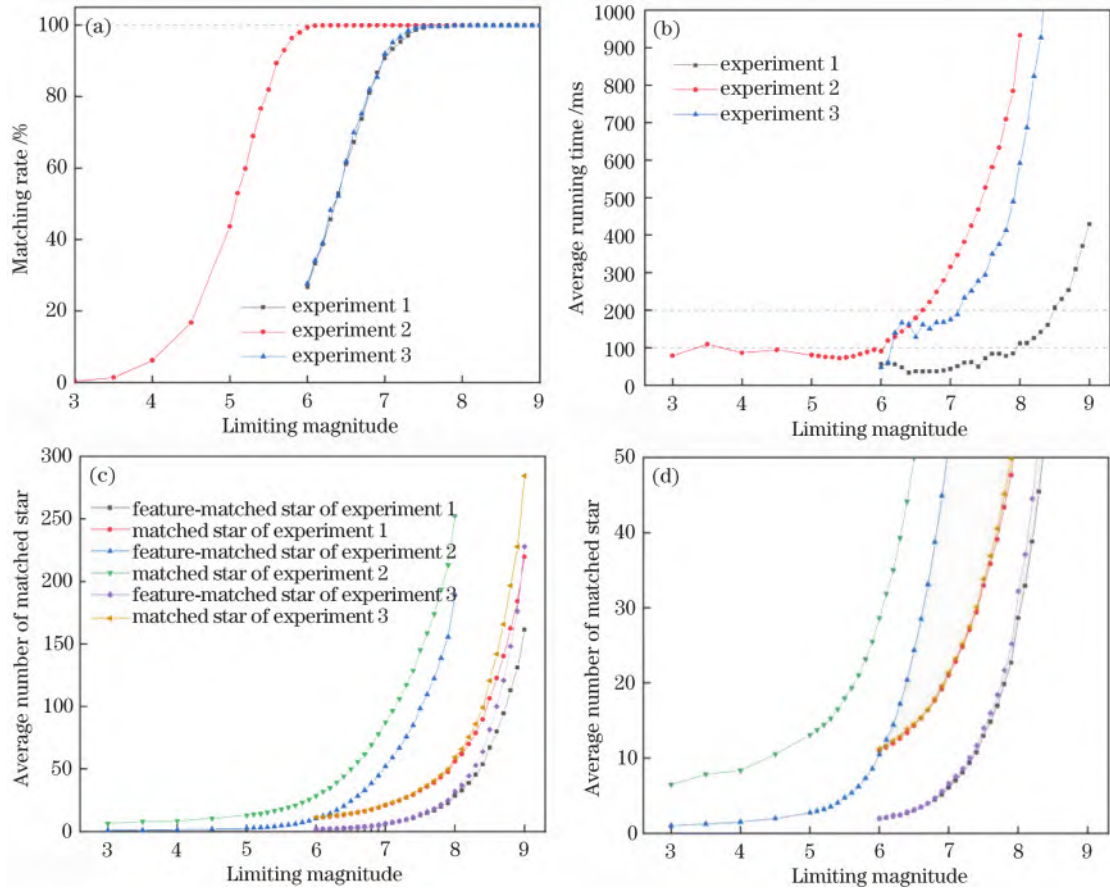


图 4 算法实验结果图。(a)算法匹配率;(b)算法平均运行时间;(c)算法平均匹配恒星数量;(d)图 4(c)的局部放大图

Fig. 4 Experimental results of the algorithm. (a) Matching rate of the algorithm; (b) average running time of algorithm; (c) average number of stars matched by the algorithm; (d) local amplification graph of Fig. 4 (c)

由理论和实验 1、3 对比可知,由于先验指向不影响匹配率,只影响匹配时间。故在实验 3 的基础上进行实验 4,进一步测定了各个视场和极限星等组合条件下,全天球的匹配率。设置视场半径的间隔为 0.1° ,极限星等的间隔为 0.1,测定了 $3^\circ \sim 12^\circ$ 视场半径、4.0~8.0 极限星等条件下的匹配率。匹配率如图 5(a)所示,图 5(b)为部分条件下的视场半径-极限星等关系曲线,

并给出了满匹配率下视场-极限星等的最优组合曲线。当视场半径不变而设备极限星等增大,或设备极限星等不变而视场半径增大时,视场内恒星数量增加,匹配率上升。测定了匹配率刚好达到 100% 时,视场内平均有 15.9 颗恒星。实际设备可设置视场大小与极限星等刚好满足完全匹配曲线,或者极限星等稍大,使得算法匹配率高而运行时间短。

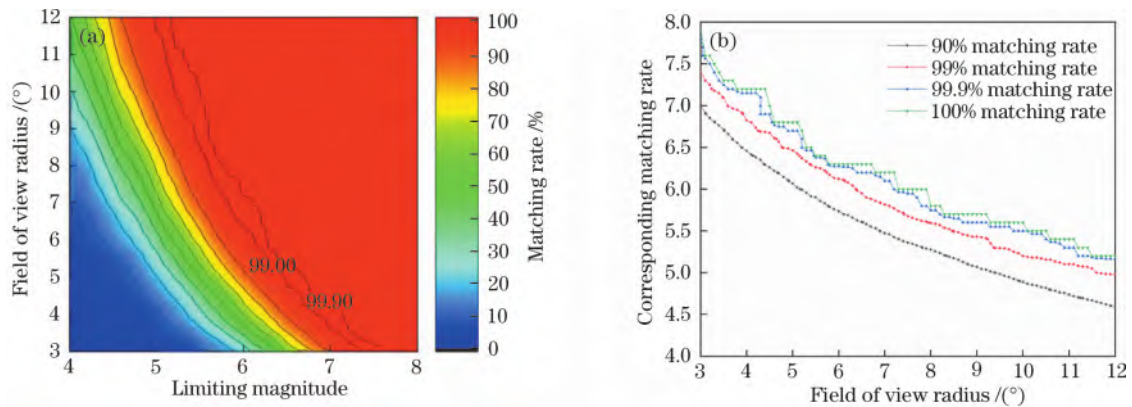


图 5 极限星等-视场半径-匹配率关系图。(a)极限星等-视场半径-匹配率等高线图;(b)视场半径-极限星等等高线图

Fig. 5 Relationship diagram of limit magnitude, field radius and matching rate. (a) Contour map of limiting magnitude, field radius and matching rate; (b) contour map of field of view radius and limiting magnitude

3.2 算法抗位置噪声性能

在实验 1 的基础上,通过提取星图中的恒星,在不同程度的位置噪声条件下,测试算法对位置噪声的抗性。该位置误差使用二维高斯函数设定,设置均值为 0,标准差分别为 1、2、4、8、16、32 pixel 的误差,其中图片尺寸为 4096 pixel×4096 pixel。

实验结果如图 6 所示。由图 6 可知,4 pixel 即 1‰ 图像比例以下,当位置误差匹配率达到 100% 时,极限星等分界点变化不大,对匹配率影响较小,可见算法对位置误差有一定抗性。

3.3 算法抗伪星缺失星性能

当星图存在伪星和缺失星时,如果恒星的邻星发生变化时,恒星特征损坏并可能不再匹配。在实验 1 的基础上,定义 M 为伪星或缺失星占星图中原恒星的比例,随机在星图内插入 $N=1\sim 4$ 或 $M=5\%\sim 40\%$ 的伪星,匹配率结果如图 7(a) 和图 7(b) 所示;随机去掉

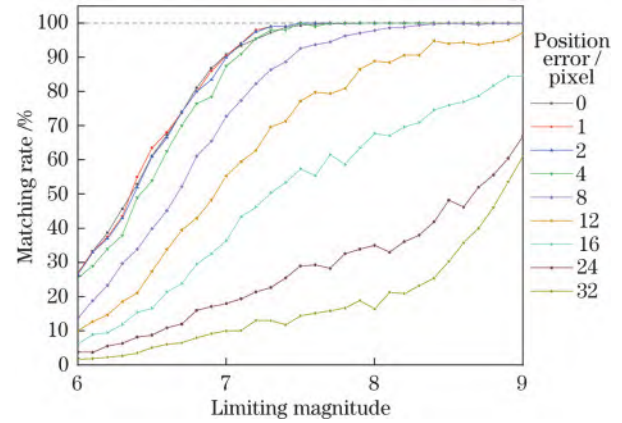


图 6 位置误差对算法匹配率影响

Fig. 6 Influence of position error on algorithm matching rate
 $N=1\sim 4$ 或 $M=5\%\sim 40\%$ 的恒星,匹配率结果如图 7(c) 和图 7(d) 所示;先随机去掉 $M=5\%\sim 40\%$ 的

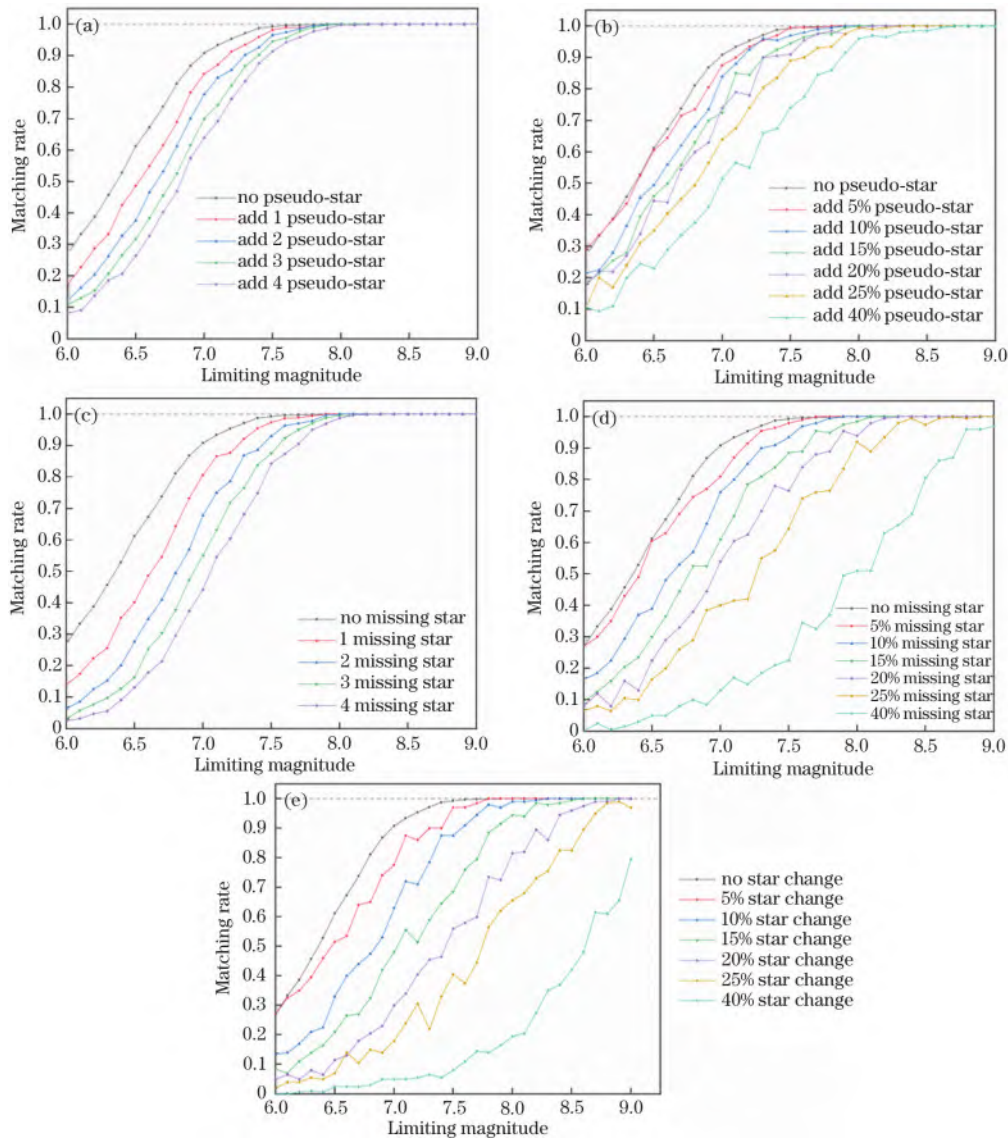


图 7 伪星、缺失星对算法影响。(a)增加 N 伪星;(b)增加 M 伪星;(c)缺失 N 恒星;(d) 缺失 M 恒星;(e)变化 M 恒星

Fig. 7 Influence of pseudo stars and missing stars on the algorithm. (a) Add N pseudo stars; (b) add M pseudo stars; (c) remove N stars; (d) remove M stars; (e) change M stars

恒星,再加上同样数量随机位置的恒星,匹配率结果如图 7(e)所示。由图 7 可知,缺失星对伪星的影响略大,且所提算法在伪星和缺失星比例较小时,匹配率下降较少,通过提高极限星等可以弥补匹配率的下降。

3.4 与经典算法对比

本文将提出的 Voronoi 图算法与模式识别类星图识别算法中的经典算法、环径向星图识别(RCF)算法

进行了对比。使用实验 3 的参数对 RCF 算法进行了对比测试。实验条件设定与实验 3 相同。RCF 算法的参数设置:径向模式半径为 2° ,细分成 200 级,即分辨率为 0.01° ,环向模式分为 8 个区域,其中环向和径向参数是初步实验得出的最优参数。所提算法与传统算法的对比结果如图 8 所示,其中表 2 列举了算法关键指标的对比。

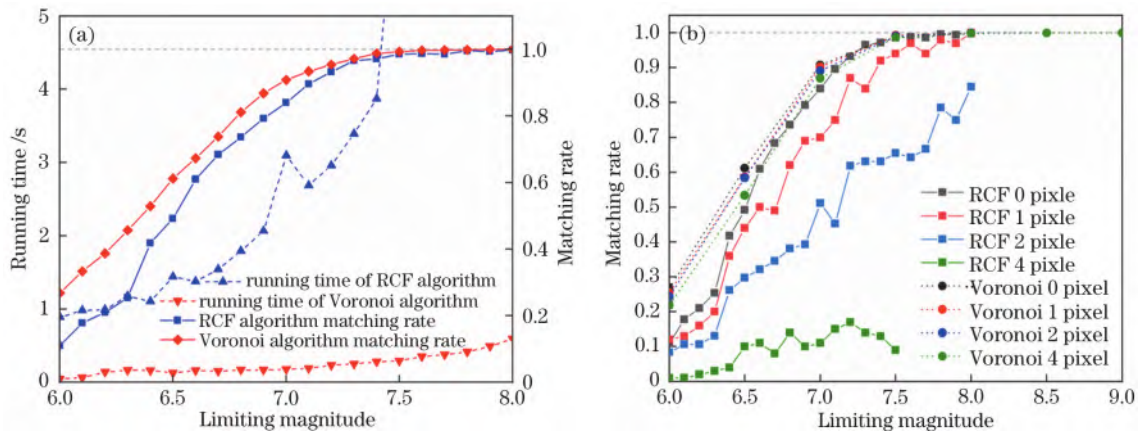


图 8 所提算法与传统算法对比。(a)算法性能对比;(b)加入恒星位置误差后算法性能对比

Fig. 8 Comparison between the proposed algorithm and traditional algorithms. (a) Comparison of algorithm performance; (b) comparison of algorithm performance after adding stellar position error

表 2 与 RCF 算法指标对比

Table 2 Index compared with RCF algorithm

Algorithm	Matching rate of 7.0 limiting magnitude / %	Matching rate of 7.5 limiting magnitude / %	Matching time of 7.0 limiting magnitude / ms	Matching time of 7.5 limiting magnitude / ms	Matching rate under 1 pixel position error of 7.5 limiting magnitude / %	Matching rate under 4 pixel position error of 7.5 limiting magnitude / %
RCF algorithm	84.0	98.8	3094	3872	94.0	9.1
Voronoi algorithm	90.8	99.7	176	295	99.2	98.8

最终实验结果如图 9 所示,与已有的径向环向算法相比,Voronoi 图算法匹配成功率更高,算法运行速度也更快,尤其在极限星等较高的条件下,优势更大。且所提算法相对经典的 RCF 算法具有更好的抗位置噪声性能。

通过对比可知,结合角距特征的改进栅格(IG)算法的运行时间为 RCF 算法的 2.96 倍^[14],而所提算法的运行时间优于 RCF 算法,故所提算法在运行时间上优于 IG 算法。IG 算法的最大匹配率为 98.88%^[14],而所提算法的最大匹配率超过 99.7%。故所提算法在匹配率和运行时间上均优于栅格类算法。

改进的 ILPT 算法在同等条件下的匹配率约比 RCF 算法小 3.8%^[14],未匹配率较高,而所提算法的匹配率高于 RCF 算法。ILPT 算法的运行时间约为 RCF 算法的 58%^[14]。ILPT 算法在 0.5% 位置误差下的匹配率下降 2.57%^[12],而所提算法在 1% 位置误差下的匹配率不降低,故所提算法抗位置误差性能更优。

改进的环向径向类算法,如基于等面积圆环和伴星夹角算法(EARCF)算法,算法运行时间为 RCF 算

法的 68%^[13]。由表 2 可知,所提算法的运行时间大幅度小于 RCF 类算法,故本算法运行效率更优。EARCF 算法在 1% 位置误差下匹配率降低 3%^[13],所提算法在同等条件下匹配率不降低,故所提算法相对 EARCF 算法的抵抗位置噪声能力更优。

具体对比结果如表 3 所示。所提算法在极高的星图识别率的情况下,算法运行时间少,抗位置噪声性能最优。所提算法相对于栅格类、对数极坐标类及环向径向类等模式识别类星图识别算法具有相对优势。

表 3 多算法指标对比

Table 3 Index comparison of multiple algorithms

Algorithm	Max matching rate / %	Matching time of 7.5 limiting magnitude / ms	Matching rate loss under 1% position error / %
This algorithm	98.8	3872	<0.1
RCF	>99.7	295	>10
IG	98.9	>3000	>3
ILPT	>99	~2200	2.57
EARCF	>99	~2600	~3

4 结 论

提出了一种基于 Voronoi 图特征的星图识别算法。算法将恒星归一化为单位球面上的点集并构造球面上的 Voronoi 图,并将恒星对应的 Voronoi 多边形和邻接星多边形的边数、周长、面积作为恒星的特征。本算法相比已有模式识别类星图识别算法具有无需设定和调整参数的优点,该算法相比传统模式识别类星图识别算法识别率更高、运行速度更快,且抗位置噪声能力更强。

参 考 文 献

- [1] Wertz J R. Spacecraft attitude determination and control [M]. Dordrecht: Kluwer, 1978.
- [2] Liebe C C. Star trackers for attitude determination[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 1995, 10(6): 10-16.
- [3] Kosik J C. Star pattern identification aboard an inertially stabilized aircraft[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1991, 14(2): 230-235.
- [4] 梁莹, 蔡善军, 张丽娜, 等. 一种改进的快速全天星图识别算法[J]. 导航定位与授时, 2022, 9(3): 87-91.
Liang Y, Cai S J, Zhang L N, et al. An improved fast all-sky star map recognition algorithm[J]. Navigation Positioning and Timing, 2022, 9(3): 87-91.
- [5] 张潇鹤, 董明利, 孙鹏, 等. 大视场角相机星图快速识别方法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(22): 2210004.
Zhang X H, Dong M L, Sun P, et al. Fast star map recognition method of camera with large viewing angle [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(22): 2210004.
- [6] 耿旖堃, 陈熙源. LIS 模式下基于双主星集合匹配的星图识别方法[J]. 传感技术学报, 2024, 37(2): 234-240.
Geng Y K, Chen X Y. A star identification method based on matching algorithm with double main star sets in LIS mode[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2024, 37(2): 234-240.
- [7] 王华超, 刘静, 程昊文, 等. 自适应指向误差的快速星图识别方法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(6): 0610003.
Wang H C, Liu J, Cheng H W, et al. Fast star pattern recognition method based on adaptive pointing offset[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(6): 0610003.
- [8] 刘德龙, 杨文波, 柳鸣, 等. 宽视场条件下红黑树中心局域化加速的星图匹配技术[J]. 光学学报, 2024, 44(12): 1210001.
Liu D L, Yang W B, Liu M, et al. Wide-field-of-view star map matching accelerated by center localization based on red and black tree[J]. Acta Optica Sinica, 2024, 44(12): 1210001.
- [9] 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.
- [10] 魏新国, 张广军, 江洁. 利用径向和环向分布特征的星图识别方法[J]. 光电工程, 2004, 31(8): 4-7.
Wei X G, Zhang G J, Jiang J. A star map identification algorithm using radial and cyclic features[J]. Opto-electronic Engineering, 2004, 31(8): 4-7.
- [11] Udomkesmalee S, Alexander J W, Tolivar A F. Stochastic star identification[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1994, 17(6): 1283-1286.
- [12] 闫旭亮, 徐望, 杨功流, 等. 基于改进对数极坐标变换的星图识别算法[J]. 光学学报, 2021, 41(10): 1010001.
Yan X L, Xu W, Yang G L, et al. Star map recognition algorithm based on improved log-polar transformation[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(10): 1010001.
- [13] 张刘, 何金航, 刘赫, 等. 基于等面积圆环和伴星夹角的星图识别算法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2024, 54(3): 821-827.
Zhang L, He J H, Liu H, et al. Star identification algorithm based on equal-area circle and companion star pinch angle[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2024, 54(3): 821-827.
- [14] 徐侯长, 张扬, 叶志龙, 等. 一种结合角距特征的改进栅格星图识别算法[J]. 导航定位与授时, 2024, 11(1): 97-105.
Xu Y C, Zhang Y, Ye Z L, et al. An improved grid algorithm based on angular distance feature for star identification[J]. Navigation Positioning and Timing, 2024, 11(1): 97-105.
- [15] 李爽, 程相智, 郭永甲. 基于广义神经网络的星图快速识别方法[J]. 电子测试, 2021(18): 61-62, 60.
Li S, Cheng X Z, Guo Y J. A fast recognition method of star map based on generalized neural network[J]. Electronic Test, 2021(18): 61-62, 60.
- [16] 张少迪, 王延杰, 孙宏海. 三角剖分以及径向基函数神经网络在星图识别中的应用[J]. 光学精密工程, 2012, 20(2): 395-402.
Zhang S D, Wang Y J, Sun H H. Application of triangulation and RBF neural network to star pattern recognition[J]. Optics and Precision Engineering, 2012, 20(2): 395-402.
- [17] 李立宏, 张福恩, 林涛. 一种基于遗传算法的全自主星图识别算法[J]. 光电工程, 2000, 27(5): 15-18.
Li L H, Zhang F E, Lin T. An all-sky autonomous star map identification algorithm based on genetic algorithm [J]. Opto-Electronic Engineering, 2000, 27(5): 15-18.
- [18] 贝格. 计算几何: 算法与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009.
Berg M. Computational geometry: algorithms and applications[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2009.
- [19] Tanemura M. Statistical distributions of Poisson Voronoi cells in two and three dimensions[J]. Forma, 2003, 18(4): 221-247.
- [20] 张磊, 何昕, 魏仲慧, 等. 星图分布对星敏传感器最小二乘姿态精度的影响[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(6): 1836-1841.
Zhang L, He X, Wei Z H, et al. Impact analysis of star distribution on least square attitude measuring precision in star sensor[J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(6): 1836-1841.