

## 剖分特征集星识别法在天文导航中的应用

孙剑明

(哈尔滨商业大学 计算机与信息工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150028)

**摘要:** 为了快速高效地对星图进行识别, 准确地完成天文导航任务, 提出了一种基于剖分特征集星识别方法。首先使用星表数据建立数据库, 三角剖分该数据库建立特征星库, 再获取待识别星图剖分特征与已建立的特征星库相比较实现星识别。在改进海明相似度与 Euclid 相似度等相似方法基础上, 提出了一种新的剖分特征集星识别法, 使用该方法可以快速地找到一个很小的可能星集合, 重复该方法再获得相邻星的可能星集合, 两个星集合中赤经与赤纬最相近的就是识别星。实验显示使用剖分特征集星识别法, 准确率可以达到 97% 以上, 能够准确地完成星图识别任务。

**关键词:** 剖分特征集; 相似度; 星图识别; 德劳内三角剖分

**中图分类号:** V448.22   **文献标志码:** A   **文章编号:** 1007-2276(2015)11-3330-06

## Application of subdivision feature set of star pattern recognition method in astronomical navigation

Sun Jianming

(School of Computer and Information Engineering, Harbin University of Commerce, Harbin 150028, China)

**Abstract:** A star pattern recognition method based on subdivision feature set was proposed in order to quickly and efficiently recognize star pattern and accurately complete celestial navigation task. Firstly, a database was built by star data, on which feature star database was established by triangulation. Then subdivision feature of star pattern could be compared, which will be recognized, with feature star database and implement star pattern recognition. By improving some similar methods like Hamming similarity and Euclid similarity, a new star pattern recognition method was put forward based on triangulation feature set, by which a very small possible star set could be found. This process can be repeated to obtain adjacent possible star set. In these two star sets, the nearest star between right ascension and declination was the one recognized. Experiments show that accuracy rate can reach more than 97% by using this method, and the star pattern recognition task can be completed accurately.

**Key words:** triangulation feature set; similarity degree; star pattern recognition;

Delaunay triangulation

收稿日期: 2015-03-20; 修订日期: 2015-04-03

基金项目: 黑龙江省自然科学基金(F201424)

作者简介: 孙剑明(1980-), 男, 副教授, 博士, 主要从事导航、制导与控制、模式识别方面的研究。Email: sjm@hrbcu.edu.cn

## 0 引言

自古以来人们根据辨识出的星体来判别方向,现在星图识别仍是天文导航的主要方法。利用某一恒定角度的星体进行定位,首先需要识别出星体,查询星表数据库获得该星的赤经和赤纬,然后根据世界时得到自身的经度和纬度。星体识别的过程是指通过拍摄星图识别星体之间的特有关系如弧距、角度和星等,匹配已建立的星图特征库,达到星图识别的目的。参考文献表明,星图识别方法是天文导航问题的关键所在<sup>[1-2]</sup>,现今主要采用的星图识别算法有三角形星体匹配识别算法<sup>[3]</sup>、多边形角距星体匹配算法<sup>[4]</sup>, Yoon H<sup>[5-6]</sup>提出的使用载体姿态进行星图识别方法等,这些方法在复杂噪声情况下、星体识别速度上都达到了较好的效果。但是通过实验发现一旦在视场中有某颗星体被遮挡或星体的星等由于烟雾等状况发生变化,导致星敏传感器没有拍摄到该颗星体,造成星图中的剖分三角形或是多边形发生显著变化,发生识别错误。目前,对于如何避免星体遮挡造成导航失败方面的文章较少,一般是通过角距的变化来修正误差,经过研究发现使用剖分特征集星识别法进行星图识别,即使观察星的某颗甚至几颗临近星被遮挡,也不会影响到该星与其他未遮挡星的位置关系。使用剩余未遮挡临近星所构成的剖分特征矩阵与特征星库进行拟合,根据可能星集合的元素个数得到相似度大于 85% 的就可以认为匹配成功。该法具有强容错性,识别速度快等优点,同时兼具较高的准确性。

该方法首先将存入数据库的史密松星表(sao 星表)进行选择,筛选出星等亮于或等于 7.0 的星体进行德劳内三角剖分。此时每一个星体都会成为若干个德劳内三角形的顶点,然后将星体周围剖分的弧度值存入数据库(以该星体为顶点的弧度之和为  $2\pi$ )。再使用星敏传感器获取星等亮于 7.0 的星体星图后,对其进行德劳内三角剖分,任意选取出图像中某星体 A 找到对应剖分弧度特征集合,使用文中方法在已建立的星库中查找与之相似的可能星集合  $R_a$ ,再查找星图中与 A 邻接的星体 B,形成另一个可能星体集合  $R_b$ ,比较  $R_a$  与  $R_b$  集合中各星体之间的星角距,星角距最小的就是要辨识的星体对。

## 1 模型及计算方法

### 1.1 德劳内算法

在平面域上有若干个节点,将平面上的这些点连接成三角形,若使构成三角形的三个点之外没有任何节点包含在这个三角形外接圆中,则只有一种三角形连接方式<sup>[7-9]</sup>。对应这个德劳内三角形有一个几何对偶,称为 Voronoi 图,该图是将这些点所在的平面分成  $N$  个凸多边形设为  $S(P_1), S(P_2), S(P_3), \dots, S(P_N)$ 。每个凸多边形内的任意点到节点的距离比到其他节点的距离都短,用下面的抽象表达式来表示该凸多边形  $S(P_i) = \{x \in R_2: d(x, P_i) \leq d(x, P_j), i, j=1, 2, 3, \dots, N, i \neq j\}$

图 1 所示,通常一个 Voronoi 图的一个顶点同时作为三个 Voronoi 多边形顶点,每个多边形内有且仅有一个节点,连接三个共顶点的 Voronoi 多边形内的节点就可以形成一个德劳内三角形,如图 2 所示。

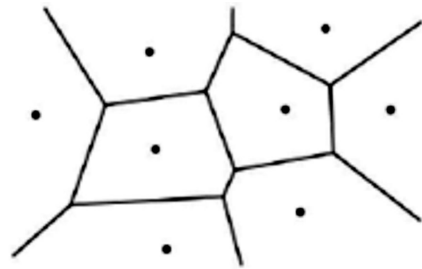


图 1 Voronoi 多边形偶图

Fig.1 Voronoi polygon bipartite graph

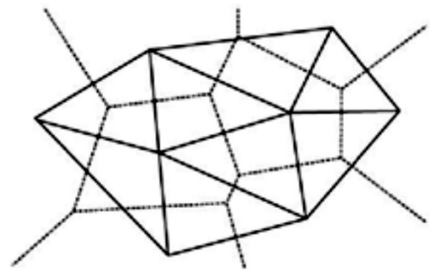


图 2 德劳内三角形

Fig.2 Delaunay triangle

由图 2 可知,相互不相交的三角形构成了德劳内三角网,三角形的三个点之外没有任何节点包含在这个三角形的外接圆中。德劳内三角网由相应的

Voronoi 多边形的点连接组成。德劳内三角形则由三个邻接点链接形成,这三个邻接点相对的 Voronoi 多边形有一个共有的顶点,此顶点组成了德劳内三角形外接圆的圆心。根据定义在德劳内三角形中,当任意两个相邻三角形组成一个凸四边形时,这两个三角形中的最小内角一定大于凸四边形换成另一个对角线后所形成的另两个三角形中的最小内角。这使得将平面内的连接成德劳内三角形有且只有一种连接方法。

## 1.2 星体特征库的构造

星体特征库是所要存储在载体计算机中用来辨别星体依据的数据库。数据库中首先需要包含一定数量星体的星等、星号、某历元坐标等基本信息,同时还含有用来辨识比较星图的特征信息。星体特征库的构造与星图识别算法结合紧密,因为星图识别的速度和成功率在很大程度上取决于星体特征库的容量及其存储和读取方式。选取星表中星等大于 7.0 的星体,对这个星体点集进行德劳内三角剖分,得到唯一的剖分结果。当然星体不均匀地散布在这个完备空间,形成一个点集天球而不是平面,因而在星体特征库构成时,不能单纯用二维的德劳内剖分,须采用有界曲面剖分的边界递归法来完成。其构造步骤如下:

(1) 对星体构成的点集  $M$  中每一点求其位置矢量,设星体在地心天球坐标系中的坐标为赤经  $\alpha$ ,赤纬  $\beta$ ,则其在地心天球坐标系中的位置矢量  $V$  如下表述:

$$V = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\alpha\cos\beta \\ \sin\alpha\sin\beta \\ \sin\beta \end{bmatrix} \quad \text{其中 } x^2+y^2+z^2=1 \quad (1)$$

(2) 经过上一步骤处理,将完备空间中的所有点均变换至单位球面上,即闭合曲面  $f$ 。然后使用曲面剖分的边界递归法对星体点集进行剖分:设  $P_1, P_2, P_3$  为曲面  $f$  上不共线的三个点,若设球面为  $S(x_i-x_0)^2+(y_i-y_0)^2+(z_i-z_0)^2=r^2, i=1, 2, 3$ , 其中  $x_0, y_0, z_0$  满足  $z_0=f(x_0, y_0)$ , 该球是点  $p_i(i=1, 2, 3)$  的外接曲面球,用球面  $S$  切割曲面  $f$ , 将  $f$  分为球内与球外两部分  $f_1, f_2$  及交线  $C, C$  为三点曲面外接球上的曲线,称为外接曲面拟圆。若此外接曲面拟圆内不存在内环,且不包含点集  $M$  中的任何一点,则称由  $P_1, P_2, P_3$  这三点所构成的三角形是局部最优三角形,完成了德劳内三角形的连接操作。

(3) 重复上面操作,将整个点集  $M$  的曲面进行

德劳内三角剖分。将每一个星体的剖分结果进行分组,存储到星体特征库中的识别信息库子库中,包括星体的名称、弧度值。也就是说每个星体对应的若干个弧度值分量,这些分量之和为  $2\pi$ 。用这种方法构成的星体特征库,不但数据量适中,而且每颗星都含有丰富的特征信息集合,因此检索的准确性高、速度快。

## 1.3 集合相似模糊度量方法

对于  $U$  中的集合  $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}, Y=\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  若映射  $X \times Y \rightarrow D(X, Y)$  满足下列性质:

$$D(X, Y)=0 \Leftrightarrow X=Y; D(X, Y)=D(Y, X);$$

若  $\bar{X}$  是  $X$  的补集则有  $D(X, \bar{X})=1$ 。

则称  $D(X, Y)$  是集合  $X, Y$  归一化距离,距离趋近于 0,相似度就越大。具体距离求解可以用如下公式。

闵可夫斯基距离:

$$D(X, Y) = \left( \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (2)$$

海明距离:

$$D(X, Y) = \sum_{i=1}^n (x_i - y_i) \quad (3)$$

欧几里得距离:

$$D(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (4)$$

兰氏距离:

$$D(X, Y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i - y_i}{x_i + y_i} \right| \quad (5)$$

切比雪夫距离:

$$D(X, Y) = \bigvee_{i=1}^n (x_i - y_i) \quad (6)$$

公式(2)~(6)中存在一个限制,即要求集合  $X, Y$  中的元素个数相等且排列有序,这样取得的相似度才会有意义。现在提出新的相似度求解方法,它在  $X, Y$  两个模糊集合中的元素数量不等且无序排列情况仍然可以等到正确的结果。该方法是  $X, Y$  模糊相似度通过查找集合中最相近元素的差异度量的平均值来描述,在  $X, Y$  两个集合中查找最相近元素采用的是笛卡尔积对应比较法:

$$X \times Y = \{(xi)\} \{(x, y) | x \in X, y \in Y\} \quad (7)$$

将公式(7)用矩阵来表示:

$$\begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n & \dots & x_1 & x_2 & \dots & x_n \\ y_1 & y_1 & y_1 & y_1 & \dots & y_n & y_n & y_n & y_n \end{bmatrix} \quad (8)$$

推出该笛卡尔积的距离公式:

$$\begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n & \cdots & x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ y_1 & y_1 & \cdots & y_1 & \cdots & y_m & y_m & \cdots & y_m \\ |x_1-y_1| & |x_2-y_1| & \cdots & |x_n-y_1| & \cdots & |x_1-y_m| & |x_2-y_m| & \cdots & |x_n-y_m| \end{bmatrix} \quad (9)$$

集合 X、Y 的相似度可以表示为:

$$\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \min(|x_i-y_j|)}{\min(n, m)} \quad (10)$$

公式(10)可以将 X、Y 集合中的元素按照最相近方式进行匹配,并求出差异度量。求出差异度量期望,即为相似度的数值表示,数值越小相似度越大。

## 2 构造星库及剖分星图

### 2.1 构造特征星库

首先将 SAO 星表(史密松森星表)按照各属性导入数据库,使用 Matlab 连接数据库,筛选星等亮于或等于 7.0 的星体,依据星体赤经、赤纬进行德劳内三角剖分,如图 3 所示,对 SAO 星表中符合条件的 15 914 颗星体进行三角剖分。将每颗星体的剖分弧度值存入数据库建立特征信息表“sr”,因为每颗星体均为剖分的顶点,所以在特征信息表中每颗星体对应的弧度值之和均为 2π,图 4 为数据库特征信息表“sr”。

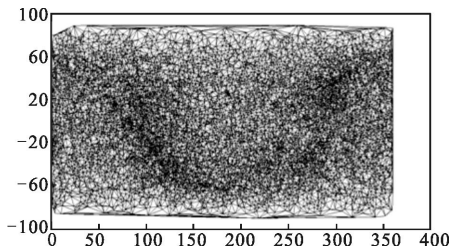


图 3 对满足给定条件的星进行德劳内剖分图

Fig.3 Delaunay subdivision of stars meeting the conditions

saac	radian
SAO 100012	0.525383539562701
SAO 100012	1.629723983506000
SAO 100012	1.663651727798030
SAO 100012	0.919139487083898
SAO 100012	0.391767689857929
SAO 100012	1.153518879371020
SAO 100023	1.642624429761760
SAO 100023	1.462146564641540
SAO 100023	0.581536505227611
SAO 100023	0.854637344843373
SAO 100023	1.742240462705300
SAO 100038	1.528903935144480
SAO 100038	1.685933866212680
SAO 100038	1.433007191106150
SAO 100038	0.996205103113553
SAO 100038	0.639135211602729
SAO 100039	2.240772595573100
SAO 100039	1.876009992741197

图 4 数据库中“sr”表

Fig.4 Database "sr" table

### 2.2 星图处理及剖分

使用星空模拟软件获取星图(筛选出星等亮于 7.0 的星体),对星图进行灰度、去噪、二值化处理等图像处理,星图在 Matlab 中为一个由 0、1 组成的矩阵,其中每一个非 0 值的分块矩阵即为星体如图 5 所示,取出分块矩阵的重心标记改点,将所有分块矩阵重心点进行德劳内三角剖分如图 6 所示。



图 5 拍摄的星图

Fig.5 Shooting star

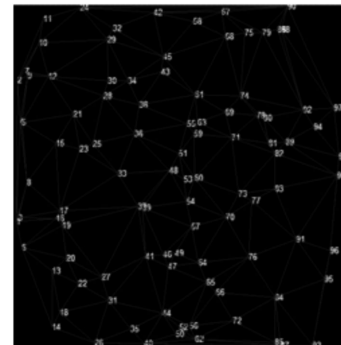


图 6 剖分后的星图

Fig.6 Star map after triangulation

## 3 星识别及验证

选择星图中靠近中心位置的星体作为查找星体,按照这一原则选择星体标号为 76 作为查找星体,将该星体进行德劳内三角剖分得到弧度特征集合(1.160 124, 1.357 814, 0.43 0934, 0.278 705, 1.159 820, 0.563 132, 1.332 655),按照公式(10)求出该集合与星体特征信息库的差异度量值,将最接近数值 0 的 50 颗星整成一个集合,如表 1 所示为最相似的 50 颗星及其差异度量值,通过实验发现该差异度量既接近于 0 同时数值跨度又比较均匀,所要查找的星体包含在这个星集合中的可能性就很大。

表 1 “76 号星体”差异最小星体集合

Tab.1 No.76 stars minimum difference between astral collection

No.	Star name	Similarity value
1	SAO 231265	0.023 727 192
2	SAO 238652	0.034 670 701
3	SAO 87963	0.035 113 562
4	SAO 198575	0.037 463 591
5	SAO 199924	0.038 180 702
6	SAO 68384	0.041 532 200
7	SAO 96179	0.041 916 673
8	SAO 72525	0.045 694 564
:	:	:
50	SAO 30450	0.060 175 388

为了验证实验的正确性,在获取模拟星图之前就知道星图中每一颗星体的名称,需要辨识的星体名为“SAO 87963”。因此在上面的可能星体集合中查找发现,要识别的星体就在其中,并且位于第三位。重复上面的此方法查找与“76 号星体”相邻的“64号星体”如表 2 和表 3 所示,得到这颗星的弧度特征集合 (0.912 625, 0.994 709, 0.513 058, 0.748 875, 1.818 751, 1.295 167)。

表 2 “64 号星体”差异最小星体集合

Tab.2 No.64 stars minimum difference between astral collection

No.	Star name	Similarity value
1	SAO 129246	0.022 565 622
2	SAO 127874	0.023 439 906
3	SAO 85723	0.029 533 583
4	SAO 223909	0.029 993 210
5	SAO 93801	0.031 511 499
6	SAO 102958	0.032 947 934
:	:	:
12	SAO 88105	0.038 377 317
:	:	:
50	SAO 74261	0.047 983 441

实际上“64 号星体”为“SAO 88105”,在上面的可能星体集合中查找发现,要识别的星体就在其中,

并且位于第 12 位。

使用笛卡尔积方法,计算表 1 与表 2 各星体之间的星角距,星角距最小的就是要辨识的星对。

表 3 “76 号星体”和“64 号星体”集合中星之间的角距

Tab.3 No.76 and No.64 set of star angular distances between stars

No.76 stars minimum difference between astral collection	No.64 stars minimum difference between astral collection	Angular distance
SAO 231265	SAO 257407	99.816 933 808 839 0
SAO 231265	SAO 257575	73.394 413 419 037 1
SAO 231265	SAO 258070	28.969 525 351 801 7
SAO 231265	SAO 252236	143.660 900 481 108
:	:	:
SAO 87963	SAO 88105	1.769 421 616 320 1
:	:	:

为了验证这一方法的有效性,在上面的星图中选择“36 号星体”与“55 号星体”重复这一过程,在两个集合中求角距最小值如表 4 所示。

表 4 “36 号星体”和“55 号星体”集合中星之间的角距

Tab.4 No.36 and No.55 set of star angular distances between stars

No.36 stars minimum difference between astral collection	No.55 stars minimum difference between astral collection	Angular distance
SAO 232352	SAO 248139	17.838 269 147 523 1
SAO 232352	SAO 234854	86.640 949 717 069 6
SAO 232352	SAO 224972	199.029 039 799 756 0
SAO 232352	SAO 221246	124.345 514 807 009 0
:	:	:
SAO 87897	SAO 87729	1.939 927 306 836 9
:	:	:

观察表 3,识别出的星体对是“SAO 87897”、“SAO 87729”。这个识别星体的结果也是正确的。然后又继续对星图中其他星体进行识别,在星图中共有 99 颗星体参与三角剖分,除掉无法与视场外星体进行三角剖分的边缘星体,共验证 73 颗星体星对与其相邻的星体进行星体对识别,重复这一识别过程 100 次成功 97 次,准确率为 97%。图 7 为星体特征信息库中特征值集合与星图剖分得到特征集合的差

异度量值,通过图形可以看出差异度量值范围在 0.02~0.04 之间。使用闵可夫斯基方法得到的差异度量值范围在 0.02~0.10 之间,说明闵可夫斯基方法差异度量值稳定性差。

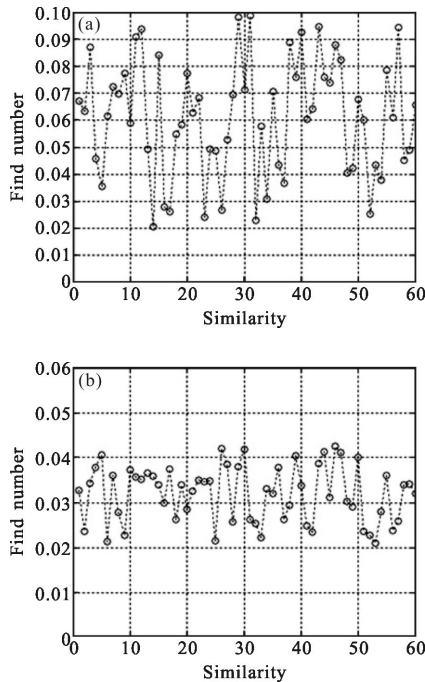


图 7 相似度范围

Fig.7 Similarity range

## 4 结论

剖分特征集星图识别方法。主要步骤为,首先将 SAO 星表中不暗于 7.0 星等的星体进行德劳内三角剖分,建立星体特征信息库;其次获取待识别星图,并对星图进行灰度、去噪、二值化等一系列图像处理,在处理后的星图中进行德劳内三角剖分;然后选择星图中的靠近中心位置星体作为识别对象,将该星体的剖分特征集合与星体特征信息库进行差异度量,取出差异度量值最小的 50 颗星体形成一个星体集合;在星图中找到其相邻星体,以同样的方法计算得到另一个可能的星体集合。使用笛卡尔积的方法比较两个集合中星体的角距,角距最小的那一对星体就是识别出的星体对。

统计分析的实验结果,星体特征信息库中特征值集合与星图剖分得到特征集合的差异度量值范围大致在 0.02~0.04 之间,尽管识别星体均位于差异最小星体集合的前半部分,但是为了提高容错性还是

选取了 50 颗差异最小星体构成集合,这就保证了星体辨识的准确性。该方法使得单颗星体所含有的特征信息量大,在拍摄星图中可选择识别星体多,通过扩大差异度量最小星体集合中星体的数量,提高了星图识别方法的容错性,解决了由于大气折射或部分星体遮挡造成无法辨识现象的发生。通过实验表明星图识别方法效果很好,识别准确率达到了 97%。

## 参考文献:

- [1] Wei Wei, Liu Enhai. Preprocessing of infrared star map and position accuracy analysis of star point [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(3): 991-996. (in Chinese)
- [2] Mao Haicen, Liu Aidong, Wang Liang. Star recognition method based on hybrid particle swarm optimization algorithm [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(11): 3762-3766. (in Chinese)
- [3] Yoon H, Paek S W, Lim Y, et al. New star pattern identification with vector pattern matching for attitude determination [J]. *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, 2013, 49(2): 1108-1118.
- [4] Fan Qiaoyun, Lu Zhuangzhi, Wei Xinguo, et al. Triangle star identification algorithm based on inertia ratio[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(10): 2838-2843. (in Chinese)
- [5] Shaodi Z, Yanjie W, Honghai S. Application of triangulation and PSO-BP neural network to star pattern recognition[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2011, 38(6): 30-37.
- [6] Yoon H, Lim Y, Bang H. New star-pattern identification using a correlation approach for spacecraft attitude determination [J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2011, 48(1): 182-186.
- [7] Kim J W, Lee G, Moon S M, et al. Metabolomic screening and star pattern recognition by urinary amino acid profile analysis from bladder cancer patients [J]. *Metabolomics*, 2010, 6(2): 202-206.
- [8] Pei Ran, Hou Yushi, Hao Yong, et al. A star identification algorithm based on group-matching [C]//Mechatronic Sciences, Electric Engineering and Computer (MEC), Proceedings 2013 International Conference on IEEE, 2013: 1502-1505.
- [9] Mao Yue, Song Xiaoyong, Feng Laiping. Visibility analysis of X-ray pulsar navigation [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(2): 222-225. (in Chinese)