

文章编号 1004 924X(2004)03 0346-06

# 一种基于 SOFM 聚类的星图识别算法

黄 勇, 陈 琳

(华中光电技术研究所, 湖北武汉 430073)

**摘要:**介绍了一种利用自组织特征映射(SOFM)网络的聚类功能进行全天星图识别的方法。按一定规则对全天星表的星信息进行了筛选并组建了导航星星库。从星库中提取星对角距信息和星模式信息来分别训练此星图识别系统中的两层 SOFM 网络,使网络具备了分类识别功能。以此系统进行的仿真识别结果表明, SOFM 网络可以有效地反映星图中的复杂信息,抗噪性能明显优于传统星图识别算法;分类效果较好,能区分各种星模式;识别速度很快,约为 1.5 ms,可以在星图识别中发挥很好的作用。

**关 键 词:**星图识别; SOFM 网络; 导航星星库; 神经网络

中图分类号: V448.2 文献标识码: A

## Star pattern recognition algorithm based SOFM clustering function

HUANG Yong, CHEN Lin

(Huazhong Institute of Electro-Optics, Wuhan 430073, China)

**Abstract:** A method that applies the clustering function of SOFM (Self Organizing Feature Maps) network is proposed for autonomous star pattern recognition. The guide star catalog is built with the star information selected from all sky star catalog on some guidelines. Angle distances and star model information abstracted from guide star catalog are used to train the two SOFM networks of the star pattern recognition system so that the networks have the classification and identification functions. It is concluded from the results of simulated identification that the SOFM network can reflect the complicated information among star pattern better and it appears more robust with respect to noise than conventional methods. The effect of classification is so good that it can differentiate all kinds of star models clearly and the speed of identification is so fast that it can recognize a star pattern within 1.5 ms. Therefore, it can be well applied for star pattern recognition.

**Key words:** star pattern recognition; SOFM network; guide star catalog; neural network

## 1 引 言

星跟踪器是一种高精度的姿态敏感测量系统, 现已广泛应用于各种航天器。它通过探测天球上不同区域的恒星星图来提供航天器相对于惯

性坐标系的三轴姿态, 为航天器姿态控制提供信息来源。

星跟踪器之所以能为航天器提供全面的高精度的姿态信息, 星图识别技术在其中起了关键性作用。现代的航天器卫星技术正在向小型化高精

度的方向发展,这就必然要求探测器、星跟踪器等部件日益小型化、智能化,这也对星图识别算法的性能提出了更高的要求。目前常用的星图识别算法有三角形算法<sup>[1]</sup>和栅格算法<sup>[2]</sup>。三角形算法是一种当前使用最为广泛的星图识别算法,但作为其识别基元的三角形的特征维数比较低,且所需数据库容量大,对测量误差比较敏感,容易出现冗余匹配或误匹配。因此,人们一直在探索一种实时性、准确性和鲁棒性均较好的星图识别算法。神经网络(Artificial Neural Network, ANN)为多星识别问题提供了一种新的思路与方法。本文将ANN中的自组织特征映射(Self-organizing Feature Maps, SOFM)算法<sup>[3]</sup>引入这一领域,并作了一些仿真测试。

当航天器初达轨道或失去跟踪的时候,它将在没有任何先前姿态信息的情况下采用初始获取模式来确定它的姿态。然后系统将切换到跟踪模式,此模式用先前的姿态估计来对照当前的图像进行局部星图识别,并且接着更新姿态。在此仅研究初始获取方式,即全天星图识别的情况。

## 2 导航星的选取

导航星的选取是构造导航星数据库的一个重要步骤,优秀的导航星选取可使内部星表具有较高的完备性、较低的冗余性和较好的均匀性。导航星如何选取以及选取多少导航星是人们一直在研究的问题。一般是根据星跟踪器的性能、星图识别算法的要求等选取导航星。本文用来仿真的CCD星跟踪器具有下列性能:  $22^\circ \times 22^\circ$  方视场,星等的灵敏度可达到6.0视星等。

导航星星库中的导航星应满足以下几个条件:

(1) 导航星的星等应在一定的星等范围之内,星等范围由星跟踪器光学探头的敏感特性决定。通常导航星星库的星等应比星敏感器的仪器星等略高<sup>[4]</sup>,这样,一方面可以扩大到一些能量较弱的星,从而使观测星尽可能包含在星库中;另一方面不会致使导航星星库过大,识别时间迅速增加(随着星等的增加,星数量会急剧增加<sup>[5]</sup>)。另外,一

般变光星不应被选为导航星,特别是一些须用到星等信息的算法更是如此。据此条件,利用导航星自动选取程序从基础星表中选取了视星等在-1.46~6.0之间的5036颗恒星作为基础导航星。对于半径为 $6^\circ$ 的圆视场,当星敏感器的灵敏度取6.0星等时,基本上可以保证平均99.9%的视域的星个数多于3颗。

(2) 任意两颗导航星之间的角距都大于一定的角距门限(一般 $\geq 0.1^\circ$ )。因为相邻太近的导航星对定位及航向确定无太大的益处,另外还可能引起星图识别的误匹配。在此过程中,还要考虑以下几种情况:

(a) 当两颗星的角距小于某一值 $d_c$ (对应于CCD的一个像素)时,CCD摄像机就会把它们误识别为一颗星。在此种情况下,应从导航星库中删除其中一颗星等较高的恒星,而保留另一颗恒星,以保证匹配的唯一性和相对准确性。

(b) 当两颗星的角距大于 $d_c$ 时,把它们误识别为一颗星的情况与两颗星的角距以及两颗星的CCD星跟踪器的测量星等差有关。星对角距越大,误识别为一颗星的概率越小;星对星等差越小,误识别为一颗星的概率越小。可近似用下面线性关系式来划分:

$$f = d/|m_1 - m_2|, \begin{cases} \text{当 } f > k \text{ 时, 可区分为两颗星} \\ \text{当 } f \leq k \text{ 时, 误认为一颗星} \end{cases}$$

其中 $d$ 为星对角距; $m_1$ 和 $m_2$ 分别为两星的星等; $k = (d_{\min}/2)/m_d$ 为判断尺度; $d_{\min}$ 为所有星的最小可区分距离; $m_d$ 为星等差。 $d_{\min}$ 和 $m_d$ 的大小与CCD星跟踪器的性能有关,对于本文所使用的CCD星跟踪器 $d_{\min}$ 取 $0.1^\circ$ 或 $1.745 \times 10^{-3}$  rad, $m_d$ 取2。

对于可区分为两颗星的情况,在导航星星库中将两颗星都删除;对于误认为一颗星的情况,在导航星星库中删除其中一颗星等较高的恒星。

经过此过程,删掉了82颗星。另外,考虑到即将采用的星图识别算法,删除了4颗孤星(在半径为 $5^\circ$ 的圆视场范围内无任何其他的导航星),它们对于星识别没有贡献,最终剩下4950颗恒星组成导航星星表。

### 3 SOFM 神经网络星图识别算法

SOFM 网络是一种基于 Hebb 学习规则进行网络训练,具有自组织功能的神经网络。它可把任意维的输入信号变换到一维或二维的离散网格上,并保持一定的拓扑有序性。SOFM 网络具有特征抽取作用,通过自身训练可以自动对输入模式进行聚类,用聚类中心(各输出节点的权向量)代表原输入。SOFM 的基本思想是网络输出层各神经元竞争对输入模式的响应机会,最后仅一个神经元成为竞争的胜者,并对那些与获胜神经元相邻的指定邻域内的各神经元的所有连接权朝着更有利于它们竞争获胜的方向调整。

SOFM 神经网络星图识别系统由两层 SOFM 网络组成:①星对角距 SOFM 聚类层;②星 SOFM 聚类层。如图 1 所示,下面分别进行讨论。

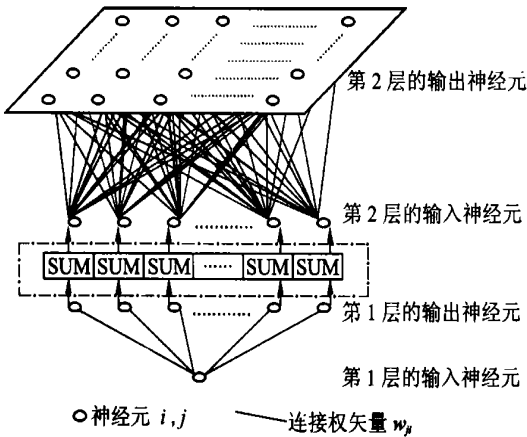


图 1 SOFM 神经网络星图识别系统原理图  
Fig. 1 SOFM network star identification system

#### 3.1 星对角距的 SOFM 聚类

SOFM 网络的结构:输入层神经元数为 1,输出层由  $m = 20$  个神经元组成,且构成一个一维线阵列,输入层与竞争层之间实行全互连接。

每个输出神经元代表一个分类号,总共有 20 类。

输入量为小于  $5^\circ$  的星对角距。由 4 950 颗星构成的星对角距总共有 27 234 个,其分布如图 2 所示。角距越大,角距数目越多。

与一般手工分类方法相比,SOFM 分类有明显的优点。SOFM 网络通过对输入模式的反复学习训练,可以使连接权矢量的空间分布密度与输

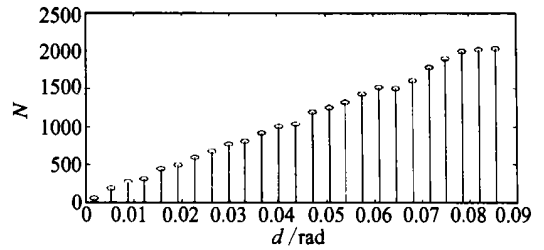


图 2 星对角距分布

Fig. 2 Distribution of star angle distances

入模式的概率分布趋于一致,其表现在最终的分类型上是输入模式密度高的地方所分的类越多,如图 3 所示。这对第 2 层 SOFM 网络所能产生的星类型数量( $N$ )有很大的影响。当连接权矢量的空间分布密度与输入模式的概率相差大时,星类型数量少;反之,则大。而一般的手工分类无非按等大小的区间分类,其连接权矢量为每区间中心值,均匀分布,显然与输入模式的概率分布密度相差甚远。

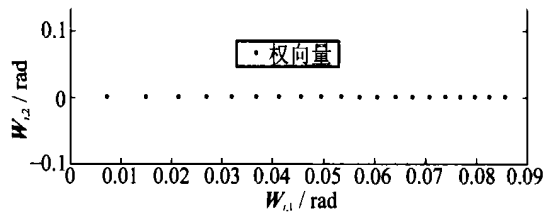


图 3 连接权矢量分布图

Fig. 3 Distribution of weight vectors

SUM 模块用来统计与某颗星相关的所有角距分配到各个类的数量。SUM 模块的统计结果构成 20 维的输入模式空间,送给第 2 层 SOFM 网络。

#### 3.2 星的 SOFM 聚类

此层输出最终识别结果,每个输出神经元对应一颗导航星库星。由角距聚类得到的可区分的 20 维星模式向量有 4 923 个。星的类模式识别可用 SOFM 分层来实现,如图 4 所示。由于输出神经元较多,不易完全用 SOFM 无监督的学习训练方法来得到连接权矢量,否则不仅白白耗去相当多的时间,分类结果也不明朗。采用有监督和无监督相结合的权矢量学习的方法,第 1 层和第 2 层用无监督的学习方法进行权值训练,第 3 层采用有监督的学习方法进行训练,不断地调整权值,使之接近 4 923 个可区分的类模式,其中所有的输入神经元数目为 20,即 20 维的模式向量。

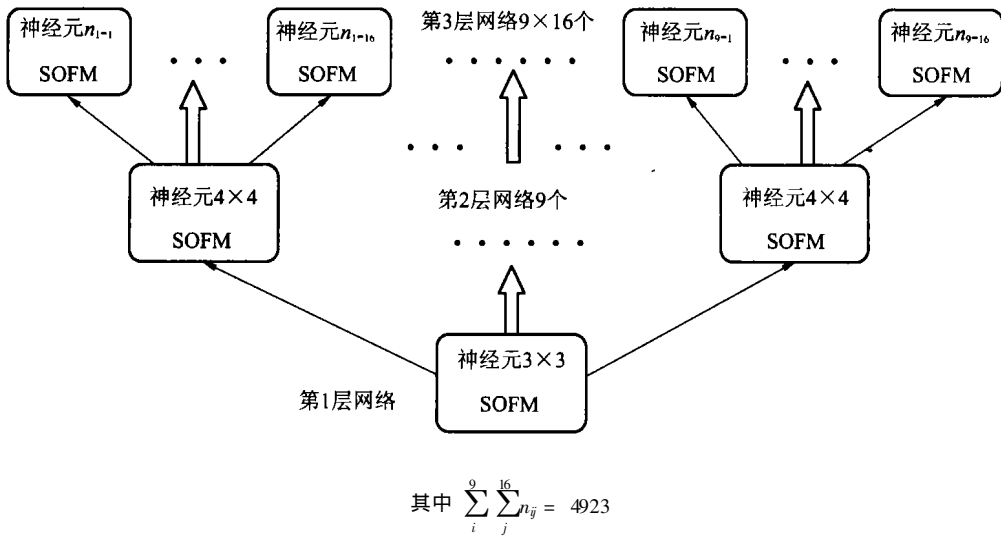


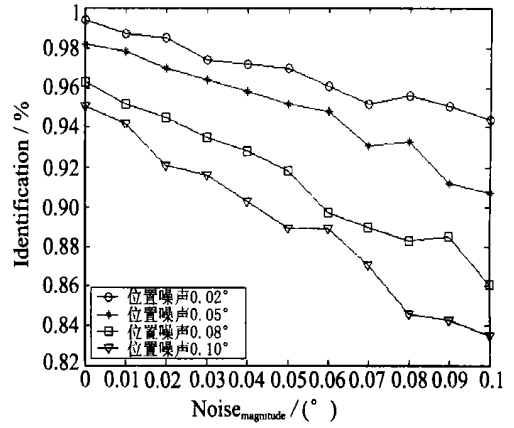
图 4 星 SOFM 聚类的层次结构

Fig. 4 Layer structure of star SOFM clustering

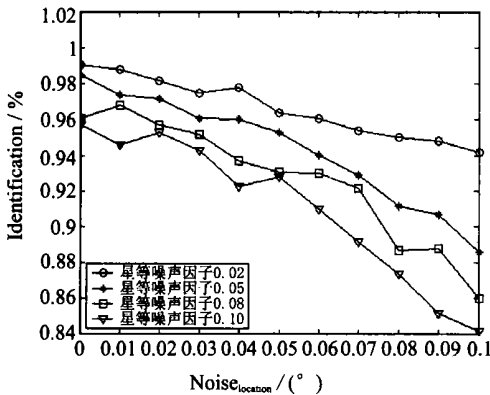
### 4 算法的仿真识别

为了评价这种星图识别方法,进行了各种类型的仿真。这些仿真主要针对星图中的最普遍的错误来源,如位置噪声 (Noise<sub>location</sub>)、亮度噪声 (Noise<sub>brightness</sub>) 和视场中的伪星 (Stars<sub>false</sub>) 来检测此 ANN 星图识别系统的健壮性。在仿真图上的每个点都是从全天区域中 1 000 个随机视场方向选择的  $22^\circ \times 22^\circ$  圆视场的天区的仿真结果。

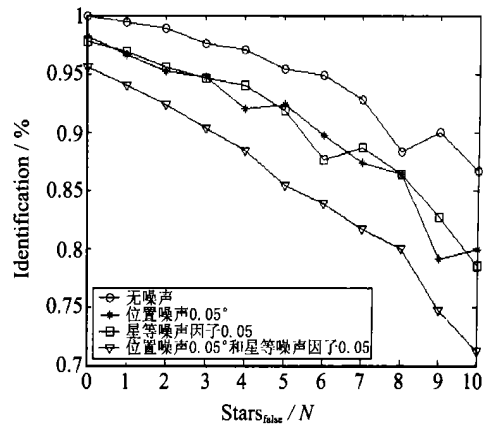
在位置噪声仿真中,根据高斯函数分布把期望值为 0, 方差为  $\sigma^2$  的位置噪声加入到星质心的赤径和赤纬上,并删除离视场中心距离大于  $11^\circ$  的星。仿真结果如图 5(a) 所示。



(b) 星等噪声干扰  
(b) Effect of magnitude noise



(a) 位置噪声干扰  
(a) Effect of location noise



(c) 伪星干扰  
(c) Effect of false stars

图 5 仿真识别结果

Fig. 5 Results of simulated identification

在亮度噪声仿真中,通过星等乘以一个任意的比例因子(星等噪声因子( $Noise_{\text{magnitude}}$ ))把亮度噪声加到质心上。此比例因子从一个期望值为 1 并伴有不同变化的高斯分布随机值中选取(如果随机数小于零则比例因子置零),然后删除星等大于 6.0 的星。仿真结果如图 5(b) 所示。

在有伪星的视场星图识别仿真中,通过从随机选择的 天区中产生质心集来建立星图,接着把许多伪星加入此质心集,这些伪星均布于所选天区。仿真的结果如图 5(c) 所示。

识别过程如下:首先,确定离视场中心距离小

于  $6^\circ$  的星为中心星,计算出所有与这些中心星小于  $5^\circ$  的星对角距。然后,将中心星的所有角距输入星对角距 SOFM 聚类层,构成观测星类模式。再次,将这些观测星类模式输入至星 SOFM 聚类层,识别出对应的星库星类模式。再次,每个星库星类模式的中心星对应于天球的某一天区,用天区相关法删除不相关的伪星库星类模式。最后,将观测星类模式与对应的星库星类模式比较,识别出其他的非中心星。

在以上仿真实验中,平均每一视场可识别出 20 多颗星,发挥了大视场星多的优点。

表 1 1 000 个视场的识别结果

Tab. 1 Identification results of 1 000 fields of view

位置噪声( $^\circ$ )	星等噪声因子	伪星数量	有识别结果的视场数量	识别成功的视场数量
0.02	0.05	0	971	970
0.05	0.02	0	974	973
0.05	0	1	966	966
0.05	0.05	2	932	929
0.00	0.05	3	946	940
0.08	0.02	0	956	956
0.02	0.08	0	958	957
0.02	0.10	0	944	942

## 5 结 论

星跟踪器一般运用各种各样的不变特征如邻星距离、星间夹角以及星等信息来识别视场中的星。本文提供了一种采用 SOFM 技术的星图识别方法,在此方法中,只用到了星对角距特征来进行星识别。由于星间夹角特别是星等信息的准确度不高,所以此方法有明显的优点。为了进行初始的星识别,采用了 C++ 仿真测试。

此方法从某未知星到其周围多颗星距离的径向辐射图中导出特征向量进行识别。从仿真结果可以看出,与传统方法相比较,该方法对位置噪声和亮度噪声显得更健壮。如三角形算法<sup>[6]</sup>,星等误差为 0.3 星等,相当于星等误差因子为 0.05,星位置误差为  $0.03^\circ$  时,识别成功率为 80%,而此方法为 96.3%。与三角形星图识别方法相比较,该方法所需数据库容量较小,约为 600 K,它还有一

定的抗伪能力。在顺序处理器上星图识别时间平均为 1.5 ms 左右,快于其他各种算法,如栅格算法平均需  $0.13 \text{ s}^{[2]}$ ,连通聚类星识别方法平均需  $0.2 \text{ s}^{[7]}$ 。本算法还可在特殊的硬件如协处理器上实现,协处理器能更适宜拥有多处理单元(PE)的高度并行设备,这样速度可提高约 60 倍<sup>[8]</sup>。从表 1 可以看出,该算法还有一个重要的优点,即只要能从视场中识别出星,那么识别结果基本是正确的。此算法的缺点是它要求视场中有较多的恒星,以保证至少要有一颗中心星,从而要求星跟踪器有大的视场或高的星等灵敏度。

总之,SOFM 聚类星图识别系统为多星识别问题提供了一个高度并行、实时的解决途径。该系统是人工神经网络技术在星图识别领域的有益尝试,它进一步拓宽了自组织特征映射人工神经网络在分类、模式识别方面的应用。这里所讨论的方法可应用于要求精确、全天、自主姿态决定之类的任务。

## 参考文献:

- [ 1 ] SCHOLL M S. Star field identification for autonomous interplanetary navigation[ J]. *SPIE*, 1992, 1971: 304-310.
- [ 2 ] CURTIS P, KENNETH K D. A grid algorithm for autonomous star identification[ J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1997, 33( 1 ): 202-213.
- [ 3 ] 王永冀, 涂健. 神经网络控制[ M]. 北京: 机械工业出版社, 1998.  
WANG Y J, TU J. *Neurons network control* [ M]. Beijing: Publishing House of Mechanical Industry, 1998.
- [ 4 ] 阚道宏, 朱铮, 过瑞英. 星敏感器用导航星星表的建立[ J]. 宇航学报, 1992, 4: 43-49.  
KAN D H, ZHU ZH, GUO R Y. Building of guide star catalog for star sensor[ J]. *Journal of Astronautics*, 1992, 4: 43-49.
- [ 5 ] 陈元枝, 郝志航, 王国辉, 等. 适用于星敏感器的导航星星库制定[ J]. 光学精密工程, 2000, 8( 4 ): 331-334.  
CHEN Y ZH, HAO ZH H, WANG G H, *et al.* Constitution of guide star catalog for star sensor[ J]. *Optics and Precision Engineering*, 2000, 8( 4 ): 331-334.
- [ 6 ] 李立宏, 林涛, 宁永臣, 等. 一种改进的全天自主三角形星图识别算法[ J]. 光学技术, 2000, 26( 4 ): 372-374.  
LI L H, LIN T, NING Y CH, *et al.* Improved all sky autonomous triangle star field identification algorithm[ J]. *Optical Technique*, 2000, 26( 4 ): 372-374.
- [ 7 ] 陈元枝, 郝胜国, 郝志航. 连通聚类星识别方法[ J]. 光学精密工程, 2000, 8( 3 ): 217-220.  
CHEN Y ZH, HAO SH G, HAO ZH H. Optics and precision engineering[ J]. *Optics and Precision Engineering*, 2000, 8( 3 ): 217-220.
- [ 8 ] CLARK S, THOMAS L, AGE J E. A method for star identification using neural networks[ J]. *SPIE*, 1997, 3077: 471-478

作者简介: 黄勇(1978-), 男, 湖北广水人, 华中光电技术研究所硕士研究生, 主要研究方向为光电检测与控制及导航技术。E-mail: hy356@mail.china.com