

# 一种基于 BP 网络的星图识别算法

李江操, 魏宏刚, 张 辉

(中国科学院光电技术研究所, 成都 610209)

**摘 要:** 为了提高星图识别算法的抗噪性能, 提出一种基于逆向传播 (Back Propagation, BP) 网络的识别算法。该算法通过将星图转换成“0”、“1”和“2”的网格矩阵, 提取行列数值和星数形成匹配向量, 利用多个 BP 识别子网进行训练完成匹配识别。通过仿真试验得出以下结论: 对星等位置和星等添加噪声, 当位置噪声标准偏差为 2 像素时, BP 网络算法的识别率和识别时间相对传统栅格算法分别提高 2% 和 60 ms, 对噪声有较强抗干扰能力, 表明 BP 网络算法具有更快的识别速度。

**关键词:** 星图识别算法; 栅格算法; BP 网络; 网格矩阵; 识别子网

**中图分类号:** V448.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-5868(2019)03-0256-05

## A Star Pattern Identification Algorithm Based on BP Neural Network

LI Jiangcao, WEI Honggang, ZHANG Hui

(The Institute of Optics and Electronics of the Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, CHN)

**Abstract:** In order to improve the anti-noise property of grid algorithm, an identification algorithm based on back propagation (BP) network was proposed. It extracts the number of rows and columns to form matching vector by transfroming the star pattern into a grid matrix of "0", "1" and "2". Then multiple BP recognition subnets were used for training to complete the matching recognition. Simulation results indicate that, when the standard deviation of position noise is 2 pixels, the recognition rate and the recognition time of BP network algorithm is improved by 2% and 60 ms compared to grid algorithm after adding noise to both star locations and star magnitude. This algorithm based on BP shows strong anti-noise ability and faster identification speed.

**Key words:** star identification algorithm; grid algorithm; BP neural network; grid matrix; identification subnet

## 0 引言

星图识别算法是星敏传感器进行姿态调整的关键技术<sup>[1]</sup>, 该算法通过对星图进行分析处理, 构造唯一特征匹配向量, 完成匹配识别以获知星敏传感器当前位置信息, 继而对其姿态进行调整<sup>[2]</sup>。

星图识别算法自 20 世纪 70 年代发展至今, 主要分两类: 一类是星座特征算法; 另一类是模式识别算法<sup>[3]</sup>。星座特征算法基于星位置特征, 其代表为

三角形识别算法, 该算法在 1977 年由 Junkins 等人<sup>[4]</sup>最先提出, 其将星点作为顶点构造三角形进行特征匹配, 旨在解决人工匹配效率低、出错率高的问题。为进一步提高识别率, 文献<sup>[5]</sup>提出了将星图中所有星都构造成三角形进行匹配的算法, 存在匹配时间长的问题。文献<sup>[6]</sup>提出了金字塔算法, 寻求构造四面体以此匹配。栅格算法是模式识别算法的主要代表, 由 Padgett 在 20 世纪 90 年代提出, 该算法改变了传统三角形匹配思想, 将星图转换成矩阵, 形成特征矩阵匹配识别, 用构造矩阵替代了构造三角形, 具有存储空间小、识别速度快的优势。文献<sup>[7]</sup>

收稿日期: 2018-12-27.

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2016YFB0501105).

首次将神经网络引入星图识别算法中,通过构造匹配向量进行神经网络训练,实现匹配识别。基于神经网络的识别算法有以下优势:神经元之间的权值强度是模式特征的体现,识别结果无需迭代,因为模式库由权值矩阵取代。综上两类识别算法,栅格算法因识别率高、易实现的优势而应用较广,但是存在抗干扰性不强、识别率受噪声影响较大的问题。针对栅格算法的不足,本文提出了一种基于 BP 网络的星图识别算法,以改善栅格算法鲁棒性差的问题,提高识别速度<sup>[8]</sup>。

## 1 网络结构构造

### 1.1 BP 网络构造

BP 网络是 1986 年由 Rumelhard 和 McClland 等科学家提出的概念,其输出结果采用前向传播,误差采用逆向传播<sup>[9]</sup>,可实现权值调节,因此本文采用 BP 网络进行训练识别,其结构简单,如图 1 所示,输入经过网络训练得到实际输出值,为使实际输出值与期望输出值间的误差在阈值范围内,需对网络进行连续训练以得到期望输出。

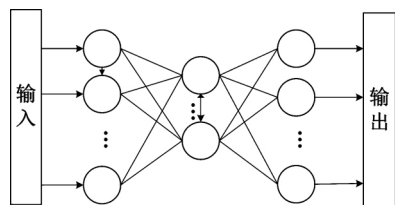


图 1 BP 网络结构图

基于该网络的识别算法需要全天区识别,存在训练向量多、BP 网络训练时间长的问题。针对这个问题,本文将训练向量分类,采用多个 BP 识别网络进行样本训练。BP 网络识别流程如图 2 所示,星敏感器通过 CCD 捕获星图,对星图进行处理后构造输入样本;然后将构造的输入样本送入分类器,分类后

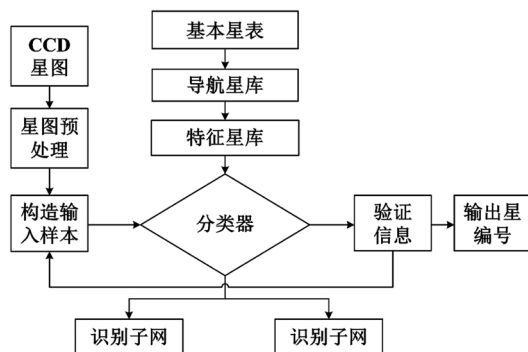


图 2 BP 网络识别算法流程图

送入不同的训练子网进行训练。训练完成后如识别成功则输出星编号,反之则送入其他子网重新训练。

### 1.2 输入样本构造

输入样本必须具备唯一性,对旋转不敏感,但是 CCD 拍摄的星图常伴随着旋转,为使星图里的匹配向量具有旋转不变的特性,本文对星图进行  $X$  和  $Y$  轴构造,形成  $XY$  坐标轴,以此每颗星的坐标形成一个固定值,确保星图得到的匹配向量一致。输入样本的构造方式如下:

(1)首先选择星图中距离中心最近的一颗星,将这颗星移动到中心位置,作为引导星  $G_1$ ;

(2)根据视场确定最小半径  $R_1$ ,以  $R_1$  为半径、引导星为中心画一个圆形区域,在区域内找到与引导星距离最近的邻星  $G_2$ 。对星图进行旋转,以  $G_1$  为原点, $X$  轴的正方向为  $G_1$  到  $G_2$  的直线方向,以此建立  $XY$  坐标轴,统一星图方向;

(3)根据视场确定最大半径  $R_2$ ,在距离  $R_1 < L < R_2$  范围内找到最亮的星  $G_3$ ,在  $L < R_2$  范围内找到距离引导星最远的一颗星  $G_4$ ;

(4)将星图转换为网格矩阵,形成行数与列数均为  $Z$  的  $Z \times Z$  网格矩阵,规定网格每格的长度为  $M$ 。将星  $G_1/G_2/G_3/G_4$  在矩阵里标记为“2”,并按序对相应的行数  $a_i$  与列数  $b_i$  进行提取,将星图里的其他星在矩阵里标记为“1”,计总数为  $c_i$ 。星图旋转后得到网格矩阵,将得到的行数  $a_i$  与列数  $b_i$  生成特征矩阵  $H$ ,表示为

$$H = \begin{Bmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \\ \vdots & \vdots \\ a_4 & b_4 \end{Bmatrix} \quad (1)$$

将矩阵  $H$  里的数值以从左至右、从上至下的顺序形成一个序列,在该序列后加上记录总数量  $c_i$ ,以此形成输入样本  $F$ ,如式(2)所示。输入样本构造图如图 3 所示,图中小圆形代表星  $G_1/G_2/G_3/G_4$ ,小方形表示星图里的其他星。

$$F = \{a_1, \dots, b_4, c_i\} \quad (2)$$



图 3 输入样本构造图

然后对参数矩阵网格长度  $M$  和矩阵行列数  $Z$  进行取值,如果  $M$  取值较大,则可能存在一个网格内多星的情况,导致输入样本不唯一,造成匹配失败。反之如果  $M$  取值较小,网格数量增多,则可能存在一颗星占用多个网格的情况,导致输入样本不唯一,加大计算量。为使一颗星仅分配一个网格,本文对  $M$  值进行分析对比后,选取  $M=0.4^\circ$ ,  $Z=20$ ,这既保证了特征分辨率也使计算量不会过大。本文对输入样本的构造方式是同时利用亮度信息、距离信息和星数,算法具有更好的抗干扰能力,输入样本的神经元数量为 9,大大减少了训练时间。

### 1.3 匹配星库构造

为减少特征星库的存储,将导航星库与特征星库相结合并行处理。首先通过星图匹配得到星编号,然后通过星编号从导航星库获取引导星的赤经、赤纬信息。导航星库表示天球坐标下的星,如图 4 所示,考虑到星敏感器的探测能力,将史密森(SAO)星表作为基本星表,筛选出小于 6 等星的 5 103 颗星,保留赤经、赤纬和南北半球信息,剔除多余信息,对星进行编号生成导航星库。特征星库遵循输入样本模式,将引导星编号、行列数值和星数进行存储,与导航星库和特征星库一起构成匹配星库,如图 5 所示,上排存储导航星库,下排存储特征星库。

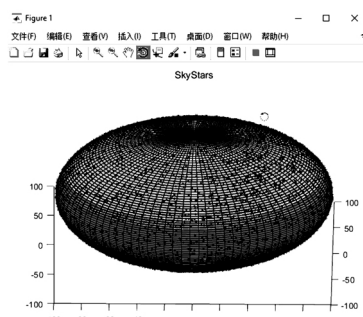


图 4 导航星库示意图



图 5 匹配星库示意图

### 1.4 输出样本和分类器构造

如果输出样本输出经纬度信息,输出数值将为

小数,造成输出复杂的问题。但是星编号为整数,通过编号可以查找经纬度信息,因此输出星编号更为合适。所以本文采用二进制编码的形式输出完整星编号,以此确定了 13 个输出神经元<sup>[10]</sup>。

导航星库通过筛选形成 5 103 个输入样本,为缩短训练时间,加快训练速度,本文选用  $K$  均值( $K$ -means)方法进行分类。 $K$  值表示  $K$  个聚类中心,将每个对象分配给距离最近的聚类中心。将样本划分为 11 类,对 11 类样本进行编号,记为  $j$  ( $j=1:11$ ),训练分类网络。当 BP 分类网络进入未知测试样本时,分类网络对其进行分类,输出数值  $j$ ,BP 子识别网络中第  $j$  个网络会对该样本进行识别。本文将 500 个样本设为一类,一共设置十类,剩下的样本作为最后一类。样本分类根据特征的相似性,记录为同一个编号  $j$ ,考虑到分类类别和准确度成反比,本文选择 11 类。

## 2 参数和界面设定

学习速率增大会增大权值修改程度,加快收敛速度,造成输出不平稳。学习速率变小会减小权值修改程度,减慢收敛速度,进而造成训练时间较长。所以对于网络训练一个固定值并不是最优解,本文将学习速率设定为先大后小的方式进行自调节,采用计算量较小、训练时间较短的梯度下降法进行更新逼近最优解,训练过程如图 6 所示。由梯度值曲线(a)可以看出,梯度值随着训练次数的增加而减小,在训练次数为 969 时,梯度值为 0.001 159,接近于 0 时即完成训练;曲线(b)表示验证样本的检查值为 0,表示随着训练次数的增加,样本误差一直在减小;由曲线(c)可以看出,本文采取的自调节学习速率随着训练次数的增加从小到大再到小变化,最后在训练次数为 969 时,学习速率为 29.721 2。本文采用一元线性回归法做回归分析,如图 7 所示,图中虚线表示线性拟合曲线  $Y=T$ ,斜率为 1。从实际拟合值可得到训练网络输出值与目标值的皮尔逊相关系数为  $R=0.973\ 74$ ,该值与线性拟合曲线的斜率 1 接近,说明拟合程度较好。

将 0.001 设为目标误差,训练图如图 8 所示,曲线随着训练次数的增加不断逼近目标点。因为学习速率的自调节,开始时速率大使得下降速度快,当接近目标误差后,学习率会变小。当训练次数为 1 228 时,达到最优值,其均方误差为 0.011 748,停止训练。

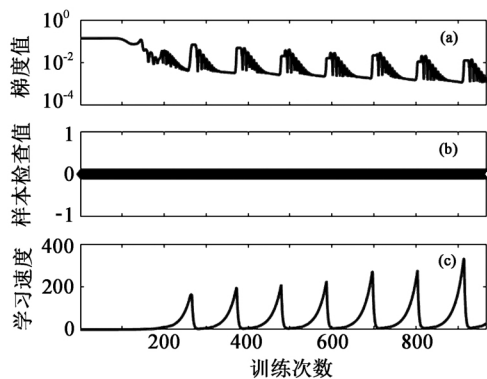


图 6 梯度变化图

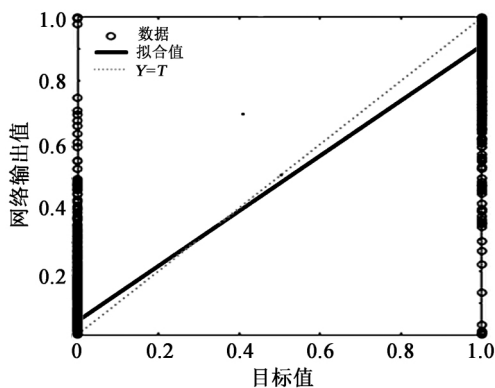


图 7 回归拟合曲线

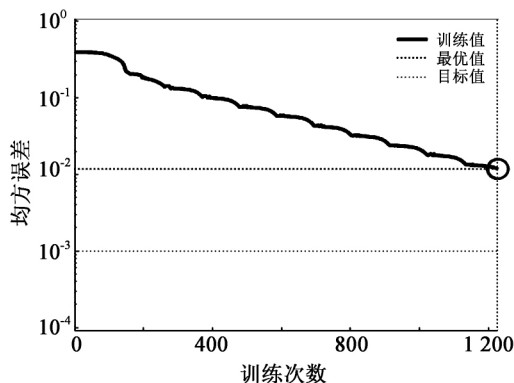


图 8 误差变化图

当训练误差达到最佳值时,目标误差实现在可容忍的误差阈值范围内,停止训练,训练好的网络即可进行匹配识别。识别界面设定如图 9 所示,将未

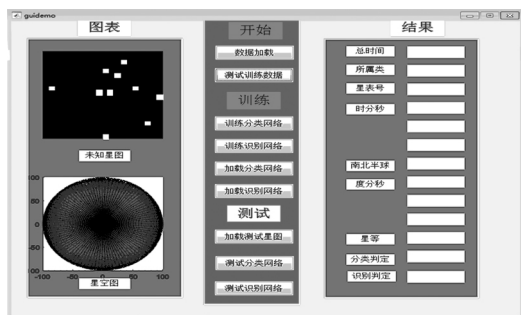


图 9 BP 网络界面图

知星图生成输入样本,网络训练之后进行星图识别,最后输出识别结果。识别结果对训练总时间、样本类别和星编号进行了显示,输出了引导星的赤经、赤纬、星等和南北半球信息,以此捕获未知星图的位置信息。

### 3 仿真分析

#### 3.1 参数设置

测试环境配置:硬件环境: Intel Core i3; RAM 4 GB; Windows7。

参数环境:视场  $8^\circ$ 、镜头焦距 108 mm、像元尺寸 0.015 mm, SAO 星表作为基本星表。随机生成  $8^\circ$  视场全天区模拟星图,从模拟星图中随机挑选出 2 000 幅作为未知星图进行识别测试。将栅格算法、三角形算法和 BP 网络算法在同等条件下的识别结果进行对比,栅格算法的邻域半径选用  $R_z = 4^\circ$ ,生成一个行列数  $g$  均为 20 的矩阵,表示为  $g^2 = 20 \times 20$ 。

#### 3.2 仿真试验结果

首先进行位置噪声测试,在模拟星图的星点位置上添加噪声,均值为 0,标准差在  $0 \sim 2$  像素变化且服从高斯分布。采用三种算法对未知星图进行识别,识别率统计如图 10 所示。

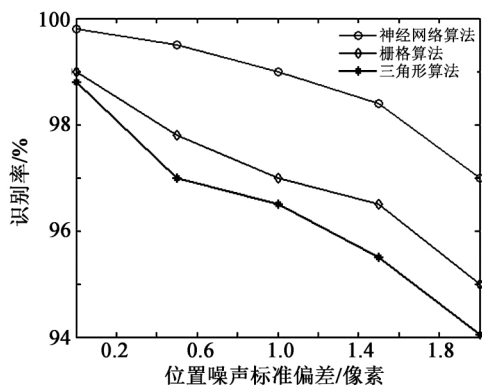


图 10 位置噪声的影响

然后进行星等噪声测试,在模拟星图星等上添加噪声,均值为 0,标准差在  $0 \sim 1$  mV 变化且服从高斯分布,采用三种算法对未知星图进行识别,识别率统计如图 11 所示。

对比两幅图可以看出:当位置噪声标准偏差为 2 像素时,BP 网络算法相比栅格算法识别率提高 2%,当星等噪声标准偏差为 1 mV 时,BP 网络算法相比栅格算法识别率提高 1%。由此可得,在相同的位置噪声和星等噪声干扰下,BP 网络算法识别率

高于另两种算法,且保持在 97% 以上。这表明 BP 网络算法提高了对噪声的抵抗能力,因为输入样本使用了星亮度和距离信息及整幅星图信息,BP 网络算法具有更好的鲁棒性。

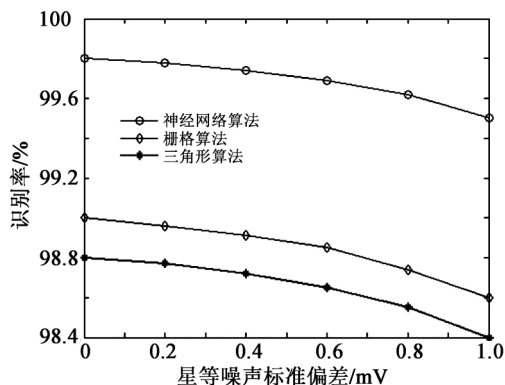


图 11 星等噪声的影响

最后对三种算法的识别时间进行对比分析,同等条件下分别识别未加噪声的 1 200 幅模拟星图,统计计算得到匹配一次的平均所用时间,如表 1 所示。

表 1 三种识别算法识别时间

算法	三角形算法	栅格算法	BP 算法
识别时间/ms	800	100	40

由上表可知,对比栅格算法,BP 网络算法的识别时间提高了 60 ms,识别速度最快,这是因为 BP 网络本身具有快速识别的特点,同时其匹配星库选用导航星库与特征星库并行处理,减短了匹配时间。

## 4 总结

本文提出了一种基于 BP 网络的星图识别算法。该算法利用亮度距离信息构造样本,进行分类训练识别输出星编号。通过仿真分析对比,可得出以下结论:与栅格算法与三角形算法相比,基于 BP 网络的星图识别算法对噪声抗干扰能力更强,鲁棒性较好,识别速度得到了提升,但是亦存在神经网络进行分类训练时间较长的问题,如何减少训练时间还需要进行进一步的研究。

### 参考文献:

- [1] 张广军. 星图识别[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011: 1-20.  
Zhang Guangjun. Star Identification[M]. Beijing: National

Defense Industry Press, 2011: 1-20.

- [2] 贾 辉. 高精度星敏感器星点提取与星图识别研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.  
Jia Hui. Star centroid estimation and star identification of high accuracy star tracker[D]. Changsha: National University of Defense Technol., 2010.
- [3] 张 磊, 何 昕, 魏仲慧, 等. 三角形星图识别算法的改进[J]. 光学精密工程, 2010, 18(2): 458-463.  
Zhang Lei, He Xin, Wei Zhonghui, et al. Modification of triangle identification algorithm[J]. Optics and Precision Engin., 2010, 18(2): 458-463.
- [4] Junkins J L, White C, Turner J. Star pattern recognition for real-time attitude determination[J]. J. Astronaut. Sci., 1977, 25(1): 251-270.
- [5] Liebe C C, Alkalai L, Domingo G, et al. Micro APS based star tracker[C]// IEEE Aerospace Conf. Proc., 2002, 5: 5-2285-5-2299.
- [6] Mortari D, Samaan M A, Bruccoleri C. The pyramid star identification technique[J]. Navigation, 2004, 51(3): 171-184.
- [7] Hong J, Dickerson J A. Neural-network-based autonomous star identification algorithm[J]. J. Guidance, Control and Dynamics, 2000, 23(4): 728-735.
- [8] 梁 斌, 朱海龙, 张 涛, 等. 星敏感器技术研究现状及发展趋势[J]. 中国光学, 2016, 9(1): 20-22.  
Liang Bin, Zhu Hailong, Zhang Tao, et al. Research status and development tendency of star tracker technique[J]. Chinese J. of Optics, 2016, 9(1): 20-22.
- [9] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海: 复旦大学出版社, 1993: 6-7.  
Zhang Liming. Model of Artificial Neural Network and Its Application[M]. Shanghai: Fudan University Press, 1993: 6-7.
- [10] 李春艳. 利用神经网络技术实现星敏感器的星图识别[D]. 大连: 辽宁师范大学, 2003.  
Li Chunyan. Realizing star pattern recognition of star sensor with the neural network technology[D]. Dalian: Liaoning Normal University, 2003.

### 作者简介:

李江操(1992—),男,工学硕士,主要研究方向为星图识别、图像处理等;

魏宏刚(1978—),男,博士,副研究员,主要从事光学图像处理、数字信号处理、嵌入式系统设计开发及光度学方面的研究。

E-mail: 25533856@qq.com