

基于神经网络及证据理论的 CGF 搜潜策略改进

宦 婧, 滕克难, 唐金国
(海军航空工程学院, 山东 烟台 264001)

摘要: 针对目前多计算机生成兵力(Computer Generated Force, CGF)协同反潜中无法充分利用战场信息实现 CGF 搜潜策略优化的问题,在 CGF 间可有效实现信息交互的前提下,将信息融合技术引入到反潜作战仿真中;利用 BP (Back Propagation) 神经网络获取证据信息的基本置信分配,通过改进的 D-S (Dempster-Shafer) 证据理论对反潜 CGF 获取的信息进行综合,以此改进反潜 CGF 的移动策略。仿真实验表明,在反潜 CGF 搜潜过程中引入神经网络和信息融合技术,可有效提高 CGF 搜潜的成功率。

关键词: 计算机生成兵力; 协同反潜; 神经网络; 证据理论; 信息融合

中图分类号: V271.4; TP391.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2013)12-0022-05

Neural Network and Evidence Theory Based Improvements on Submarine Search Strategy of CGF

HUAN Jing, TENG Ke'nan, TANG Jin'guo
(Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: Since the Computer Generated Force (CGF) can not take full advantage of battlefield information to optimize CGF submarine search strategy in the cooperative anti-submarine combat, the information fusion technology was introduced into the anti-submarine warfare simulation based on the effective interaction of the information between CGF. The basic confidence assignment of the evidence information was obtained using Back Propagation (BP) artificial neural network, and the information from antisubmarine CGF was synthesized by using the improved DS evidence theory. And thus the anti-submarine CGF mobile strategy was improved. Simulation results show that the introduction of artificial neural network and information fusion technology in antisubmarine CGF submarine search process can improve the anti-submarine efficiency.

Key words: Computer Generated Force (CGF); collaborated anti-submarine; neural network; evidence theory; information fusion

0 引言

反潜直升机搜潜是反潜作战仿真中的重要环节,传统搜潜依据反潜直升机搜潜的基本方式和原则,主要采用平行搜索、分区搜索、螺旋搜索、“Z”型搜索、“弓”型搜索以及随机搜索等样式进行。文献[1]论述了敌潜艇位置的初始分布和搜索区的形状,讨论了确定应召搜索区范围的方法;文献[2]建立了直升机直线搜潜和直线折返搜潜两种搜索模型;文献[3]使用粒子群优化算法对传统的搜潜策略进行解优化,一定

程度上提高了反潜直升机的全局搜索能力;文献[4]针对多架反潜直升机协同搜索的特点,研究了基于模糊层次分析法的搜索方案优化选择方法;文献[5]研究了舰艇 CGF 搜潜过程中的状态转移过程,提出了在各种不同初始搜索状态下的搜索策略。但上述研究主要着眼于反潜实体(如反潜直升机)搜索策略的选择与优化,在多 CGF 协同反潜中,对如何充分利用多个反潜 CGF 联合搜潜过程中获取的信息,改进搜潜策略研究较少。信息融合是指将各传感器的冗余和互补信息进行融合,得到被观测对象更加精确的评估值,以便对事物进行正确的判断和决策。因此,本文将信息融合技术引入到反潜作战仿真中,在 CGF 间可有效实现信息交互的前提下,利用 BP 神经网络获取证据信息的基本置信分配,利用改进的 D-S 证据理论对反

收稿日期:2013-01-21 修回日期:2013-03-07

基金项目:国家自然科学基金(61102166)

作者简介:宦 婧(1985—),女,江苏镇江人,博士生,研究方向为作战仿真。

潜 CGF 获取的信息进行综合,以此改进反潜 CGF 的移动策略。仿真实验结果表明,在反潜 CGF 搜潜过程中引入人工神经网络和信息融合技术,可有效提高 CGF 搜潜的成功率。

1 问题的提出

1.1 仿真想定

红方侦察到一支由 m 艘潜艇构成的蓝方兵力在某海域活动,于是派遣 n 架反潜直升机对指定海域进行协同反潜搜索。反潜直升机使用声纳对指定区域进行检查搜索,声纳一次点水定测的有效区域由声纳的特性决定,对于指定的声纳,该区域的大小是固定的,不失一般性,可将其设为一个 $k \times l$ 大小的矩形区域,声纳在其有效探测区域内各点的探测效能与该点和探测点之间的距离成反比^[6]。整个搜潜区域可看作由若干个 $k \times l$ 大小的矩形区域组成,如图 1 所示。

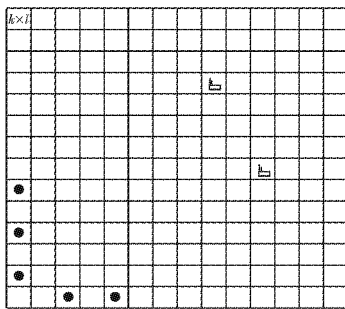


图 1 搜潜区域划分

Fig. 1 Division of submarine search area

1.2 传统搜潜过程

以随机搜潜样式为例,反潜直升机 CGF 搜潜的过程大致为:从搜潜区域的边界开始,反潜 CGF 根据指定的任务分配,依次探测其所在的矩形区域,如该区域未发现蓝方潜艇,则随机移动至其前后左右的任一矩形区域进行探测,直至发现蓝方潜艇或任务失败退出。除了极特殊情况,一般红方无法获知蓝方潜艇的运动规律,因此,假设蓝方潜艇在仿真进行过程中作随机运动^[7]。“Z”型搜索、“弓”型搜索等其他搜索方式与此基本类似,仅是在移动路径上采用“Z”字型或“弓”字型移动策略。

1.3 问题描述

由上述过程可以看出,传统样式中,各搜潜 CGF 主要依据设定的搜索规则搜索指定区域,即使在各 CGF 之间可有效实现信息交互的情况下,其做出搜潜决策一般也较少利用其他 CGF 在搜索过程中获取的信息,而在多 CGF 协同搜潜过程中,这种搜索策略显然有待改进。如何有效利用团队中其他反潜 CGF 获取的信息来改进自身移动策略,就成为协同反潜仿

真中极为重要的问题之一。本文的研究目标是:寻求一套合理高效的算法,使得反潜 CGF 在如图 2 所示的情况下,能综合利用团队中其他 CGF 获取的搜潜信息,从与其相邻的“A”、“B”、“C”、“D”4 个区域中选择最有可能存在蓝方潜艇的一个区域,作为其下一步将要探测的区域,从而提高团队整体搜潜的效率和成功率。

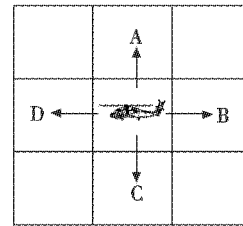


图 2 反潜 CGF 移动策略的选择

Fig. 2 The moving strategy selection of anti-submarine CGF

2 D-S 证据理论

D-S 证据理论是一种基于不确定性推理的信息融合理论,将大量不同方面的、不确定的信息有效地进行融合,并做出正确的分析和决策,因而被广泛应用于对多个证据进行组合以获得不确定性决策^[8]。因此,针对上文所提出的问题,可将团队中其他 CGF 获取的信息作为判定待搜索区域存在蓝方潜艇可能性大小的证据,利用 D-S 证据理论对团队中其他 CGF 获取的信息与自身探测到的信息进行融合,以此得出优化的移动策略。本文首先简单介绍 D-S 证据理论的基本原理,然后依据 D-S 证据理论的基本原理设计移动策略优化决策模型。

2.1 D-S 证据理论基本概念

对于一个命题,如果所能够认识到的所有可能结果用集合 Θ 表示,则任一命题都对应于 Θ 的某个子集。 Θ 被称为识别框架(Frame of Discernment)^[8],识别框架的选取由人们的认知水平决定。

设 Θ 为识别框架,如果函数 $m:2^\Theta \rightarrow [0,1]$ (2^Θ 为 Θ 的幂集)满足:1) $m(\emptyset) = 0$; 2) $\sum_{A \subset \Theta} m(A) = 1$ 。则称 m 为识别框架 Θ 的基本置信度分配(Basic Probability Assignment, BPA)。 $\forall A \subset \Theta, m(A)$ 称为 A 的基本置信度。函数 m 称为基本置信分配函数或 mass 函数。基本置信度反映了对 A 本身置信度的大小。

获得基本置信分配是 D-S 证据理论计算的基础,目前,获得基本置信分配的方法主要有基于专家经验、基于人工神经网络、基于模糊理论等。这几种获得基本置信分配的方法各有其优势,但是具体到 CGF 仿真中的应用来说,由于不可能实时获取专家经验,而模糊理论的核心——模糊隶属函数又较难获得,因此,综

合来看,基于神经网络的基本置信分配获取较为适用。

2.2 Dempster 合成规则

给定 n 个同一识别框架上不同证据的基本置信分配,若这 n 个证据不完全冲突,可使用 Dempster 合成法进行基本信度的融合,得出在这 n 个证据联合作用下的信度函数^[9]。Dempster 合成规则定义如下所述。

对于 $\forall A \subseteq \Theta, \Theta$ 上的有限个 mass 函数 m_1, m_2, \dots, m_n 的 D-S 合成规则为

$$(m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n)(A) = \frac{1}{K} \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdot \dots \cdot m_n(A_n) \quad (1)$$

式中, K 为归一化常数。

$$K = \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n \neq \emptyset} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdot \dots \cdot m_n(A_n) = 1 - \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = \emptyset} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdot \dots \cdot m_n(A_n) \quad (2)$$

K 反映了证据间的冲突情况, K 越大表明证据间冲突越大。

2.3 对 D-S 证据理论的改进

当证据之间有较大冲突时,经典的 D-S 组合规则不再适用,此时,可使用改进的 Yager 组合规则对证据信息进行融合^[10]。其融合公式为

$$\tilde{m}(A) = \begin{cases} 0, & A = \emptyset \\ \sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) m_2(B_j), & A \neq \emptyset \end{cases} \quad (3)$$

$$\tilde{m}(X) = \sum_{A_i \cap B_j = X} m_1(A_i) m_2(B_j) + K \quad (4)$$

式中, $K = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) m_2(B_j)$, 反映证据间的冲突程度。

3 移动策略优化决策模型

3.1 移动优化决策模型总体框架

本文利用神经网络的自学习能力和证据理论处理不确定性能力,提出基于 BP 神经网络与 D-S 证据理论相结合的移动优化决策模型,以实现反潜 CGF 团队间信息的有效共享与融合,其结构如图 3 所示。

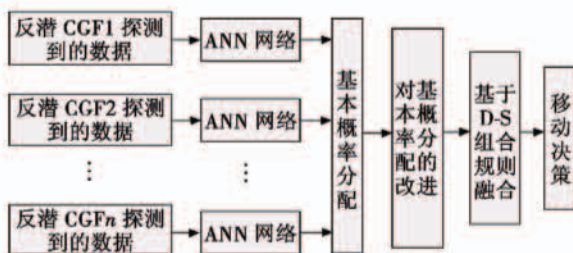


图3 移动优化决策模型结构

Fig.3 The structure of optimized mobile decision-making model

基于 D-S 证据理论进行信息融合主要分为确定识别框架、采集证据信息、获取证据信息对识别框架的基

本概率分配以及证据信息合成等几个步骤。该移动优化决策模型以 BP 神经网络作为证据理论中初始概率赋值的获取途径,利用 BP 神经网络具有较强自学习能力的特点,将协同团队中每个反潜 CGF 获取的搜潜数据转化为证据,对辨识框架中元素的基本概率赋值,而后根据各反潜 CGF 与探测点的距离对获取的基本概率分配进行改进,经过处理后的证据再利用 D-S 组合规则进行融合,最终可获得对待探测区域存在蓝方潜艇可能性的准确判断。

3.2 确定识别框架

如前文所述,识别框架 Θ 表示所有可能结果的集合。对于本文所研究的问题而言,一个指定区域内要么存在蓝方的潜艇,要么不存在蓝方的潜艇,因此,识别框架可认为由“指定区域存在蓝方潜艇”和“指定区域不存在蓝方潜艇”两个元素构成,为简洁起见,这两个元素分别简称为“存在”、“不存在”。即 $\Theta = \{ \text{存在}, \text{不存在} \}$ 。证据信息由参与仿真的各反潜 CGF 实体提供,来源于反潜 CGF 对指定区域的声纳探测信息。

3.3 神经网络模型的构建

考虑到 3 层 BP 网络即可满足任意精度 n 维向 m 维的近似映射^[11],故本文基于 3 层 BP 网络构建基本概率分配网络模型,网络由一个输入层,一个隐含层和一个输出层组成,构建步骤如下所述。

1) 输入层、隐含层与输出层的确定。

网络输入节点为反潜 CGF 探测到的、反映探测区域存在蓝方潜艇概率大小的数据个数。这些数据一般包括反潜 CGF 搜索时获取的声纳数据、探测时声纳吊放深度,如果仿真系统支持,相关的数据还包括风速、浪高、海情等^[12]。由于识别框架中的元素为两个,加上可能会出现无法确定是否存在蓝方潜艇的情况,因此,网络的输出节点设为 3 个,分别为“存在”、“不存在”、“无法确定”。根据 Kolmogorov 定理,隐含层神经元数量与输入、输出层神经元数量存在如下近似函数关系^[13]

$$k = \sqrt{n + m} + b \quad (5)$$

式中, n, m 分别为输入、输出层神经元数量; b 为修正常量,在 1 ~ 10 之间取值^[14]。具体数据可根据实际训练情况选择。

2) 激励函数与学习算法的选择。

由于双曲正切函数可将神经元的输入从 $(-\infty, +\infty)$ 区间映射到 $(-1, 1)$ 区间,可近似反映输入和输出数据之间的非线性关系^[15],因此,选择双曲正切函数作为模型的激励函数。

采用经过改进的比例共轭梯度算法作为神经网络的学习算法。

$$w(k+1) = w(k) + \partial_k(1 - \eta D(k) + \eta D(k-1)) \quad (6)$$

式中： $w(k)$ 表示连接权向量； $D(k)$ 为 k 时刻的负梯度； $D(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻的负梯度； η 为网络学习速率， $\eta > 0$ ； ∂ 为动量项因子， $0 \leq \partial < 1$ 。

由此，可以得到基本概率分配网络，如图 4 所示。

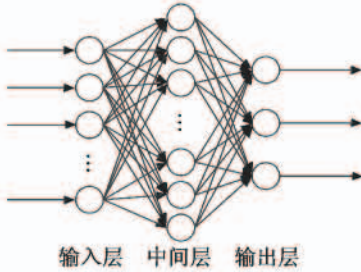


图 4 CGF 基本置信分配网络

Fig. 4 The network of CGF basic confidence distribution

从若干次仿真中选择几组典型探测数据，对设计好的 BP 神经网络进行训练，训练完成后，即可由训练好的神经网络来获取各证据的基本置信分配。

3.4 基本置信分配的构建

对每一个待探测区域而言，以反潜 CGF 反潜搜索时获取的声纳数据以及探测时声纳吊放深度、风速、浪高、海情（如果仿真系统支持）等数据作为训练好的基本概率分配网络的输入，经网络计算，即可获得该反潜 CGF 对辨识框架 Θ 各元素的原始置信向量 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ 。按式(7)对原始置信向量进行归一化处理

$$b'_i = \frac{b_i}{\sum_{i=1}^n b_i}, b_i \in [0, 1] \quad (7)$$

可得广义基本置信分配 $B' = \{b'_1, b'_2, \dots, b'_n\}$ ，且 B' 满

足 $\sum_{i=1}^n b'_i = 1$ 。对多个反潜 CGF 探测到的信息按上述步

骤进行基本置信分配，可得基本置信分配矩阵 $B_m =$

$$\begin{bmatrix} b'_{11}, b'_{21}, \dots, b'_{k1} \\ b'_{12}, b'_{22}, \dots, b'_{k2} \\ \vdots \\ b'_{1n}, b'_{2n}, \dots, b'_{kn} \end{bmatrix}, \text{其中, } b'_{ki} \text{ 表示第 } k \text{ 个反潜 CGF 探测的}$$

信息对 Θ 中第 i 个子集的置信程度， $\sum_{i=1}^n b'_{ki} = 1$ 。

3.5 对基本置信分配的改进

设对某一待探测区域共有 k 个反潜 CGF 可提供证据信息，此时，各 CGF 距离待探测区域的距离不一，由于反潜 CGF 的移动不存在跳跃的情况，因此，可认为距离待探测区域越远的 CGF，其探测该区域的时刻距离当前时刻的跨度越大，所提供信息的可信度越低，因此，可根据各反潜 CGF 距离待测区域的距离，为每个提供信息的反潜 CGF 赋予权值 w_i ，则可得如下权值向量 $W = \{w_1, w_2, w_3, \dots, w_k\}$ ，其中， $w_i \in [0, 1]$ ， $\sum_{i=1}^k w_i = 1$ 。利用权值向

量 W 对基本置信分配矩阵 B_m 进行改进。

首先根据基本置信分配算法获得基本置信分配矩

$$\text{阵 } B_m = \begin{bmatrix} b'_{11}, b'_{21}, \dots, b'_{k1} \\ b'_{12}, b'_{22}, \dots, b'_{k2} \\ \vdots \\ b'_{1n}, b'_{2n}, \dots, b'_{kn} \end{bmatrix}, \text{令 } w_{\max} = \max(w_1, w_2, w_3, \dots,$$

$w_k)$ ， $\alpha_i = \frac{w_i}{w_{\max}}$ ， α_i 表示各信息中心的权值对基本置信分配的修正系数。基本置信分配经权值修正后记为 b^* 。 b^* 的算式为

$$b^*(Y) = \begin{cases} \alpha_i \cdot b'(Y), Y \in D^\theta, Y \neq \{\Theta\} \\ \alpha_i \cdot b'(\Theta) + (1 - \alpha_i) \sum_{\substack{Y \in D^\theta \\ Y \neq \{\Theta\}}} b'(Y) \end{cases} \quad (8)$$

3.6 依据融合结果做出移动决策

获得证据信息的基本置信分配后，可由此计算出各证据间冲突程度的大小 K ，如果 K 大于指定的阈值，则选用改进的 Yager 组合规则对证据信息进行融合，否则，采用 D-S 组合规则对各证据体进行融合，而后从相邻的“ A ”、“ B ”、“ C ”、“ D ”4 个区域中选择最可能存在蓝方潜艇的区域作为下一步探测区域。

4 仿真分析

本文利用 MAK 仿真平台构建了一个直升机协同反潜仿真实例，MAK 系列软件是美国 MAK 技术公司生产的最新作战仿真开发平台，包括 VR-Link、RTI、VR-Forces、Stealth、Data Logger 等主要模块，是目前 CGF 作战仿真领域最好的软件之一。

实例想定描述如下：一支由两艘潜艇构成的蓝方兵力在某海域进行侦察活动，红方侦察到了蓝方的行动，并派遣 5 架反潜直升机对指定海域进行联合反潜搜索，红方直升机接到任务后迅速出动，到达指定位置对某海域进行检查性搜索。搜索过程中，蓝方潜艇随机运动，仿真的停止条件为反潜直升机捕获蓝方潜艇，或搜索超时，搜索任务失败退出。仿真运行图如图 5 所示。



图 5 仿真运行图

Fig. 5 Operation diagram of simulation

从初始状态到搜潜成功称为一个回合。根据待搜索海域的大小、反潜直升机以及声纳性能，将其划分为 300 个搜索块，分别采用优化后的搜索决策模型与

未优化的搜索决策模型来实现5架反潜直升机对指定海域的搜潜任务,其中,未优化的搜索决策模型采用目前仿真中较为常用的“Z”字型搜索策略,而优化的搜索决策模型则采用本文设计的基于神经网络和D-S证据理论的自主移动搜索策略。仿真实验分别进行1000次,以完成搜潜任务所需时间和任务成功率作为指标来验证模型的优劣。仿真结果如图6、图7所示。

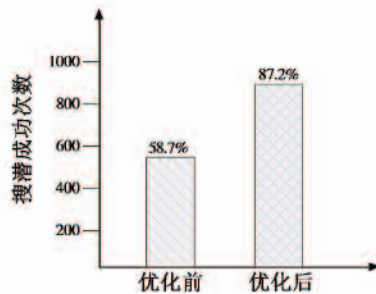


图6 搜潜成功次数对比

Fig. 6 The quantity of successful submarine search

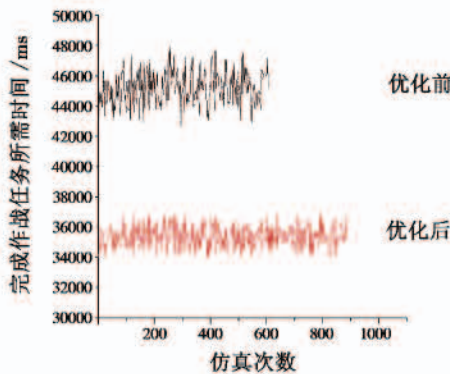


图7 完成作战任务所需时间对比图

Fig. 7 The time required for implementing combat missions

仿真结果显示:从搜潜成功率来看,采用未经优化的传统“Z”字型搜索策略搜潜仿真,1000次实验中成功587次,超时失败413次,成功率为58.7%,采用经过优化的自主搜索策略搜潜仿真,1000次试验中,成功次数提升为872次,超时失败次数降低为128次,成功率为87.2%,较未经优化的模型有显著提升;从优化后的模型完成搜潜所需时间看,未经优化的模型成功完成搜潜所需时间平均为45872ms,而经过优化后的模型成功完成搜潜任务所需时间平均为35926ms,相对于未优化的模型减少21.68%。综合来看,采用BP神经网络和证据理论优化后的搜索策略模型能有效提高CGF仿真系统搜潜的成功率和作战效能。

5 结束语

本文将BP神经网络和证据理论引入到反潜作战仿真中,针对搜潜过程中CGF无法充分利用组织内其

他反潜CGF获取的信息改进自身搜索策略的问题,提出了基于BP神经网络实现证据信息的基本置信分配,基于D-S证据理论进行搜潜信息融合的搜潜策略改进模型,给出了模型实现步骤。仿真实验表明:经过改进的模型可有效地提高CGF仿真系统搜潜的成功率和作战效能。

参考文献

- [1] 丛红日,王宗杰,沈培志.反潜直升机应召搜索区模型研究[J].舰船电子工程,2010,30(9):48-50.
- [2] 罗光成,张丹.反潜直升机单机巡逻搜潜建模与仿真技术研究[J].海军航空工程学院学报,2011,30(10):31-33.
- [3] 孙向军,赵斯强,严宗睿.基于粒子群优化的反潜搜索研究[J].微电子学与计算机,2008,25(10):91-93.
- [4] 夏志军,章新华.基于模糊AHP的多目标反潜直升机搜索方式优选[J].火力与指挥控制,2003,28:89-91.
- [5] 孙珠峰,肖明彦,宋汝刚.舰艇CGF搜潜过程马氏决策规划模型[J].指挥控制与仿真,2009,31(4):40-42.
- [6] 张晓利,陈建勇.吊放声纳与声纳浮标在应召搜潜中的联合运用[J].海军航空工程学院学报,2006,21(6):669-671.
- [7] 吴芳,杨日杰,徐俊艳.对潜的吊放声纳应召搜索技术仿真研究[J].系统仿真学报,2009,21(13):3989-3992.
- [8] VALIN P, DJIKNAVORIAN P, GREMOER D. DS theory for fusing highly conflicting ESM reports [C]//Proceedings of 12th International Conference on Information Fusion, Seattle, 2009:1211-1217.
- [9] PARIKH C R, PONT M J, JONES N B. Application of Dempster-Shafer theory in condition monitoring applications: A case study [J]. Pattern Recognition Lett, 2001, 22(67):777-785.
- [10] 刘准钊,程咏梅,潘泉,等.基于证据距离和矛盾因子的加权证据合成法[J].控制理论与应用,2009,26(12):1439-1442.
- [11] 蔡自兴,徐光祐.人工智能及其应用[M].北京:清华大学出版社,2004.
- [12] 谢春武,李刚,陈建华.舰载直升机应召搜索时使用特种浮标问题研究[J].舰船电子工程,2009,29(1):161-163.
- [13] PENDNARKAR P C. Genetic algorithm based neural network approaches for predicting churn in cellular wireless

(下转第67页)

- mation quantification of infrared remote sensing[J]. Optical Technique, 2007, 33(2):245-248.
- [3] SUI Zuoning, WEI Jianqiang, LI Jingfeng. Extended area blackbodies[J]. Measurement & Test Technically Communion, 2008, 13(2):313-315.
- [4] GU Jingliang, ZHANG Hai, ZHANG Ping. Study on the object simulation targets system with IR imaging[J]. Measurement & Control Technology, 2004, 23(11):16-18.
- [5] HU Tieli, LI Xudong, FU Jianming, et al. Double-blackbody unit for measuring parameters of infrared cameras[J]. Applied Optical, 2006, 27(3):246-248.
- [6] LI Yingjie, LÜ Xiangyin, WU Xiaodi, et al. Calculations of infrared radiation of space target using finite difference method[J]. Infrared and Laser Engineering, 2010, 39(2):218-219.
- [7] WANG Lei, HU Yafei, YANG Zhu. Research on temperature distortion phenomenon caused by connection of platinum heatresistance[J]. Coal Engineering, 2005, 11(9):68-69.
- [8] YANG Yongzhu. Linear compensation for platinum resistance thermometers with high accuracy and its realization in intelligent instruments[J]. Meter Technology and Sensor, 2000, 10(6):44-46.

(上接第 26 页)

- network services[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3):6714-6720.
- [14] GU Q W, CHEN G, ZHU L L. Short-term marginal price forecasting based on genetic algorithm and radial basis function neural network[J]. Power System Technology, 2006, 30(7):18-21.
- [15] AMJADY N. Day-ahead price forecasting of electricity markets by a new fuzzy neural network[J]. IEEE Transaction on Power Systems, 2006, 21(2):887-896.

(上接第 62 页)

素有关,接近理想的情况下,待测偏振片的消偏比指标能够达到 10^{-3} 量级。同时发现,外界环境对测试结果影响很大,为此,在实验中搭建了暗室环境以降低干扰。

5 结语

针对目前偏振导航传感器的广泛应用,及其标定装置不完善的现状,提出了一种标定系统的整体设计方案,重点介绍了偏振光源、滤光片等部件的选择,并完成了系统搭建。为提高交互性能,在 VC++ 6.0 环境下,开发了标定系统的积分球控制和转台控制程序,实际操作表明,所设计的系统装置能够在实验室环境下实现天空自然光偏振模式的模拟,对偏振光消偏比参数的测试方案可行,测试结果能够满足标定需求。

参考文献

- [1] ROSSEL S, WEHNER R. Polarization vision in bees[J]. Nature, 1986(323):128-131.
- [2] DESBIENS A L. Walking like an insect: A complex system design[Z]. Science Fair, 2001.
- [3] 褚金奎,赵开春. 仿昆虫复眼偏振敏感测角光电模型研究[J]. 纳米器件与技术, 2005(12):541-545.
- [4] 褚金奎,赵开春,王体昌,等. 仿生偏振导航传感器实验模型的构建与标定[J]. 微纳电子技术, 2007(8):376-378.
- [5] 杨姜伟,张旭东,高隽,等. 一种利用偏振光的组合导航移动系统设计与实现[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(8):102-105.
- [6] 袁兴起,陈延如,赵琦,等. 多粒子的侧向散射光偏振性质分析[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(s2):1097-1098.
- [7] 孙晓兵,洪津,乔延利. 大气散射辐射偏振特性测量研究[J]. 量子电子学报, 2005, 22(1):111-115.
- [8] 闫丽荣,高爱华,刘卫国. 高消光比多偏振态光源系统设计[J]. 应用光学, 2012, 33(4):660-665.
- [9] 戴书麟. 偏振光源系统: 中国, CN02249788. 9 [P]. 2002-11-22.
- [10] 国家技术监督局. GB/T 14077-93 双折射晶体和偏振器件测试规范[S]. 北京:国家技术监督局,1993.