

# 面向不确定目标的多无人机协同搜索控制方法

吴楠<sup>1</sup> 吴庆<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(西北工业大学力学与土木建筑学院 陕西 西安 710072)

<sup>2</sup>(空军工程大学 陕西 西安 710038)

**摘要** 目标搜索是多无人机协同控制的重要研究内容。多架 UAV( Unmanned Aerial Vehicle) 同时对一个未知区域进行搜索, 目的在于获取搜索区域的信息, 尽可能多地发现目标。针对不确定目标的搜索问题, 研究多无人机协同搜索控制的新方法。建立多 UAV 运动模型, 用目标存在概率对搜索环境进行描述, 给出基于 Bayesian 准则的搜索环境更新方法, 考虑了环境探测回报、目标发现回报和无人机协同回报, 采用 MPC 实现对多目标优化问题的迭代求解。通过仿真实验和对比分析, 证明了该方法具有更好的搜索性能。

**关键词** 无人机 协同搜索 Bayesian 准则 模型预测控制

中图分类号 TP15 文献标识码 A DOI: 10.3969/j.issn.1000-386x.2015.02.044

## COOPERATIVE SEARCH CONTROL METHOD WITH MULTI-UAVS FOR UNCERTAIN TARGETS

Wu Nan<sup>1</sup> Wu Qing<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(School of Mechanics and Civil Architecture, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, Shaanxi, China)

<sup>2</sup>(Air Force Engineering University, Xi'an 710038, Shaanxi, China)

**Abstract** Target search is an important research subject in multiple unmanned aerial vehicles (UAVs) cooperative control area. To search an unknown area with multiple-UAVs simultaneously is for obtaining regional information and to find as much targets as possible. Aiming at the search problem in regard to uncertain targets, we study a new method of multiple-UAVs cooperative search control. We build multiple-UAVs motion model, and describe the search environment by using target existence probability, and present a Bayesian criterion-based update method for search environment. With taking the environment detection reward, target discover reward and cooperative reward into consideration, we use MPC to implement the iterative solution on multi-objective optimisation. It is proved that the new method has better search performances through comparison and analysis in simulation experiments.

**Keywords** Unmanned aerial vehicle Cooperative search Bayesian criterion Model predictive control

## 0 引言

无人驾驶飞机 UAV 正在侦察、监视、对敌打击/压制、通信中继、空中投送/补给、电子对抗、火力制导、战果评估、骚扰、诱惑、目标模拟和早期预警等诸多领域中发挥越来越重要的作用。与有人机相比, 无人机具有零人员伤亡、持续作战能力强、全寿命周期成本低, 以及在尺寸、速度和机动性等方面的特有优势<sup>[1-2]</sup>, 是执行枯燥、恶劣、危险、纵深 4D( Dull, Dirty, Dangerous and Deep) 等任务的最佳选择<sup>[3]</sup>。此外, 随着无人机平台的蓬勃发展和无人机类型的不断丰富, 运用多架无人机在飞行空间构成相互协作、优势互补、效能倍增的协同作战应用体系以提高无人机在复杂战场环境下完成任务的能力和效率, 已成为各国军方关注的热点和追逐的目标<sup>[4]</sup>。

本文研究的多无人机协同区域搜索问题是多无人机对不确定环境中的目标进行搜索, 通过控制多架无人机按照一定的搜索规则, 在未知环境中, 以最小的代价, 尽可能多地寻找到目标,

探知搜索环境的信息, 并为后续态势评估、目标打击策略、打击效果评估等行动提供支持。

## 1 系统模型

**定义 1** 在任务区域内存在  $N_T$  (总数预先不可知) 个潜在目标  $T_n$  ( $n$  为目标编号  $n = 1, 2, \dots, N_T$ ), 目标可能静止, 也可能随机运动, 运动规律未知。使用  $N_V$  架无人机  $V_n$  ( $n = 1, 2, \dots, N_V$ ) 在该区域内进行自主协同, 在保证平台安全的前提下, 利用机载传感器搜索潜在目标, 无人机之间有一定的信息交互能力。要求无人机在规定的时间内以最小的代价发现尽可能多的目标。

从定义分析, 在自主协同搜索过程中, 无人机的行为受到一系列约束, 主要有: (1) 无人机的机动行为需要满足各种约束条

收稿日期: 2013-09-06。吴楠, 讲师, 主研领域: 飞行器自动控制与交通管理。吴庆, 教授。

件,如速度、加速度等;(2)无人机的信息获取能力由无人机的机动和传感器感知能力决定;(3)无人机在规定时间内应尽可能多地发现目标。

要驱动无人机进行自主协同搜索,无人机必须具备一定的独立决策能力。无人机自主决策就是要为无人机提供合理的制导控制指令,将传感器运载到合理的时空位置,以使得多无人机以尽可能小的代价发现目标。因此,自协同搜索决策的本质是自主协同动态航路决策。决策的依据是环境态势,决策的目的是搜索效率最大。

无人机协同搜索决策是一个复杂动态问题,本文主要研究无人机协同搜索的数学建模与决策过程,主要包括对搜索环境、无人机平台、传感器等主要对象进行数学建模,进而设计协同搜索的决策过程。其中,数学建模是对搜索问题的基本分析和描述,所形成的模型将在决策中起状态预测或约束条件的作用,设计决策过程的基础。

### 1.1 环境模型

对于多 UAV 搜索过程,多平台间的协同是关键问题,多架 UAV 必须能够在不确定环境中协调搜索行为。目前一类重要的方法是基于“搜索图”的方法,如概率图<sup>[5]</sup>、回报率图<sup>[6,7]</sup>、不确定图<sup>[8]</sup>、目标搜索图<sup>[9]</sup>等,每架 UAV 都存储有一个搜索图作为飞行决策时的参考基础,采用某种机制构造一个反映目标和环境的二维离散地图,随着 UAV 搜索的进行,搜索图不断更新,基于当前搜索图信息在线求解 UAV 航迹。基于搜索图的方法能有效利用实时探测的信息,适合动态搜索过程。

本文同样采用搜索图方法。假设搜索环境为给定的矩形区域  $E$ ,可划分为  $L_x \times L_y$  的均匀单元网格,每个单元网格记为  $(x, y)$ 。任务区域栅格化后,栅格是基本的搜索区域,是无人机飞行决策的对象。这样,无人机之间地理位置的协同就转变为无人机之间栅格位置的协同,使协同计算周期可调节,且本地计算量显著降低。

$p(x, y, t_n)$  表示目标  $t_n$  时刻在单元网格  $(x, y)$  内的存在概率,其中  $p(x, y, t_n) \in [0, 1]$ ,目标存在概率是无人机主观估计的概率,并随着无人机的搜索而发生改变。在定义了目标认知图后,环境信息的不确定度  $z(x, y, t_n)$  可用目标存在概率  $p(x, y, t_n)$  的熵来描述<sup>[9]</sup>,定义如下:

$$z(x, y, t_n) = \begin{cases} 0 & p(x, y, t_n) = 0 \text{ or } 1 \\ H[p(x, y, t_n)] & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$$H[p(x, y, t_n)] = -p(x, y, t_n) \log_2 p(x, y, t_n) - (1 - p(x, y, t_n)) \log_2 (1 - p(x, y, t_n)) \quad (2)$$

### 1.2 UAV 运动模型

基于上述对搜索环境描述,本文假定无人机具有自主飞往指定目标位置的能力;并且在飞行过程中,其运动受到巡航速度范围、最大续航时间、最小转弯半径的限制。以状态空间的形式对无人机平台模型进行描述。对于搜索任务而言,无人机平台是任务载荷的载体,设无人机在满足自身物理约束条件的基础上,可以从一个单元网格  $(x_i, y_i)$  移动到相邻的单元网格  $(x_j, y_j)$ 。UAV  $i$  在  $t_n$  时刻的状态信息  $x_i(t_n)$  为:

$$x_i(t_n) = [pos_i(t_n) \text{ or } i_i(t_n)] \quad (3)$$

其中,  $pos_i(t_n) = (x_i(t_n), y_i(t_n)) \in \{1, 2, \dots, L_x\} \times \{1, 2, \dots, L_y\}$  为无人机的空间位置矢量,方向  $i_i(t_n) \in \{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$ ,如图1所示8个数字分别代表8个方向。

6, 7} ,如图1所示8个数字分别代表8个方向。

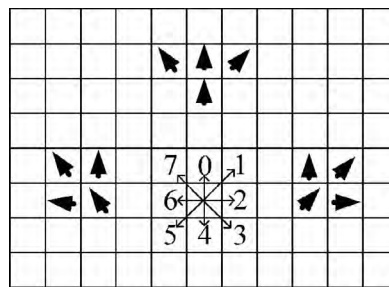


图1 无人机运动规则示意图

如图1所示,无人机平台模型由于曲率半径的限制,无人机的运动只能到达相邻的三个位置,提出的这种规则可以用下面的数学表达式来描述:

$$\text{or } i_i(t_{n+1}) \in \{\text{or } i_i(t_n) - 1 \text{ or } i_i(t_n) \text{ or } i_i(t_n) + 1\} \bmod 8 \quad (4)$$

即 UAV  $i$  可以左拐(*left*)、右拐(*right*)以及直行(*front*),可定义 UAV  $i$  决策控制量  $U_i(t_n) \in \{\text{left, right, front}\}$ 。

### 1.3 探测传感器模型

无人机在搜索过程中,根据传感器最新探测信息和当前已知信息对  $P(t_n)$  进行实时更新。考虑到传感器探测的不确定性和环境的不确定性,  $P(t_n)$  是基于概率进行更新的。假设传感器发现单元网格  $(x, y)$  中有目标的探测概率为  $P_D \in [0, 1]$ ,虚警概率为  $p_F \in [0, 1]$ 。根据 Bayesian 准则,如果传感器在  $t_n$  探测到单元网格  $(x, y)$  存在目标,则目标存在的概率:

$$p(x, y, t_n) = \frac{P_D P(x, y, t_{n-1})}{P_D P(x, y, t_{n-1}) + p_F (1 - p(x, y, t_{n-1}))} \quad (5)$$

如果传感器未探测到单元网格  $(x, y)$  存在目标,则目标存在的概率:

$$p(x, y, t_n) = \frac{(1 - P_D) p(x, y, t_{n-1})}{(1 - P_D) p(x, y, t_{n-1}) + (1 - p_F) (1 - p(x, y, t_{n-1}))} \quad (6)$$

由于最后的描述为无人机是否搜索到目标,用一个二进制量  $\zeta_p(x, y, t_n) \in \{0, 1\}$  来表示无人机判断  $t_n$  时刻在单元网格  $(x, y)$  内是否存在目标:

$$\zeta_p(x, y, t) = \begin{cases} 1 & \text{if } p(x, y, t_n) \geq \theta_p \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $\theta_p$  是一个接近1的数。

## 2 决策

协同搜索的收益可以通过以下三个方面来描述:

- (1) 环境探测: 尽可能快地减少整个环境的不确定度;
- (2) 目标发现: 尽可能多地定位和探测到目标;
- (3) 协同: 避免无人机之间的重复探测,协调无人机之间的行动并提高无人机的搜索效率。

直观上,环境探测的需求使无人机飞向不确定度高的区域;目标发现的需求使无人机进行搜索时飞向目标存在概率高的区域;协同的需求使无人机避免飞向其他无人机搜索过的区域。由上所述,回报的定义来自三个方面:环境探测回报、目标发现回报、协同回报。

### 2.1 回报函数

- (1) 环境探测回报

在环境探测回报中,需要考虑尽可能快的减少总的环境不确定度,为了实现这个目标,定义一个参数  $\rho_e$  来描述无人机环

境中搜索时的回报。

$$\rho_e = z(x, y, t_{n-1}) - z(x, y, t_n) \quad (8)$$

## (2) 目标发现回报

目标发现回报是尽可能多定位和探测可能存在的目标,用  $\rho_f$  来表示。则无人机在  $t_n$  时刻的目标发现回报为:

$$\begin{aligned} \rho_f &= P\{b(k_i, t_{n+2}) = 1 \cap \zeta_p(k_i, t_{n+1}) = 0\} \\ &= P\{b[1 - \zeta_p(x, y, t + 1)]\} \end{aligned} \quad (9)$$

其中,  $b$  表示无人机的观测值,取  $b = 1$  表示事件“传感器探测到单元网格  $(x, y)$  中存在目标”,  $b = 0$  表示事件“传感器探测到单元网格  $(x, y)$  中不存在目标”。

## (3) 竞争力回报

当 UAVj 与 UAVi 之间的距离小于最大距离  $R$ , 角度小于最大角度  $\theta$  并且 UAVj 和 UAVi 的航向角的差值小于某个阈值  $\alpha_0$  时,用竞争力  $F_{ij}(t_n)$  来表示 UAVj 对 UAVi 在  $t_n$  时刻选择搜索的单元网格产生的竞争力,当 UAVj 越靠近 UAVi, UAVj 与 UAVi 的角度越小时,竞争力  $F_{ij}(t_n)$  就越大,这与势能模型相似。基于上述性质,定义竞争力:

$$F_{ij}(t_n) = k_1 e^{-\alpha_{ij}} \vec{\rho}_{ij} \quad (10)$$

其中,  $k_1, \alpha$  为正常数;  $\rho_{ij}$  是 UAVi 到 UAVj 的航路的垂直距离,  $\vec{\rho}_{ij}$  表示该方向上的单位矢量。

对于 UAVi 所受竞争力的合力为与其他所有的无人机对其竞争力作用的总和。即:

$$F_i(t_n) = \sum_{j \neq i} F_{ij}(t_n) \quad (11)$$

当把竞争力量化为搜索决策的代价函数时,不仅要考虑竞争力的大小,还要考虑无人机选择的方向,对竞争代价函数的影响。

因此, UAVi 考虑竞争力代价函数为:

$$\rho_c(j, t_n) = f(|F_i|, \beta_i(j, t_n)) = e^{\gamma_0 |F_i| \cos(\frac{\beta_i(j, t_n)}{2})} \quad (12)$$

其中,  $\gamma_0$  为负常数,  $|F_i|$  为 UAVi 所受到的竞争力的大小,  $\beta_i(j, t_n)$  为 UAVi 选择路径  $j$  与  $F_i$  的夹角。

设无人机在时刻  $t_n$  访问单元网格  $(x, y)$  的总回报  $\rho(t_n)$  是上面三种回报值的线性组合:

$$\rho(t) = w_1 \rho_e(t_n) + w_2 \rho_f(t_n) + w_3 \rho_c(t_n) \quad (13)$$

其中,  $w_1, w_2, w_3$  分别表示环境探测回报、目标发现回报和协同回报的重要性,且  $w_1 + w_2 + w_3 = 1$ 。

## 2.2 求解算法

模型预测控制 MPC( Model Predictive Control) 中控制作用是在采样时刻通过在线求解有限时域优化控制问题得到的。每一次优化将得到当前时刻的优化控制轨迹,也叫作优化控制域。优化控制轨迹的第一部分作用于系统,直到下一个采样时刻<sup>[10]</sup>。

对于一个由多平台组成的大系统,滚动时域控制的输出不是使所有平台实现效能最优的解的组合,而是使大系统整体效能最优的解序列<sup>[11]</sup>。这是一个大规模解空间寻优问题,如果采用集中式方式进行动态求解,则需要集中全局信息对所有平台的输入进行决策,决策输出量较多(单个平台控制输入的  $N_e$  倍),计算量通常较大,不利于在线求解。此时,如果大系统中各平台之间的状态是相对解耦、控制是相对独立的,只是通过控

制约束发生相互作用,则可将其转化为平台的独立决策,即分布式滚动时域控制问题<sup>[12]</sup>。

基于无人机传感器探测更新对未来  $t_{n+1}, t_{n+2}, \dots, t_{n+k}$  步的可能路径进行预测,以及判断各条路径的性能指标;决策过程基于判断过程得到的性能指标,通过使系统的性能指标(如系统搜索效能)达到最优来确定系统优化的控制决策序列  $U^*(t_{n+1}) = \{u^*(t_{n+1}|t_n), \mu^*(t_{n+2}|t_{n+1}), \dots, \mu^*(t_{n+k}|t_{n+k-1})\}$ ,然后将序列中的第一项  $U^*(t_{n+1}) = u^*(t_{n+1}|t_n)$  作为下一步优化任务决策。行动过程是无人机根据下一步的最优任务决策  $U^*(t_{n+1})$ ,规划出新的安全航迹,引导无人机向飞行目的地进行探测。

## 3 仿真分析

本节通过两个仿真实验验证无人机协同搜索控制方法的有效性。

仿真一 检验搜索算法的区域覆盖能力。在  $20 \text{ km} \times 20 \text{ km}$  的区域内,划分为  $20 \times 20$  单元网格,四架无人机的初始位置分别为  $(4, 1), (8, 1), (12, 1), (16, 1)$ , 10 个位置未知静态目标随机分布在搜索区域,传感器参数为  $p_D = 0.8, p_F = 0.2, \theta_p = 0.98$ 。仿真结果如图 2 所示,随着仿真时间的增加,无人机能逐渐往目标存在概率高的地方运动,直到发现目标。

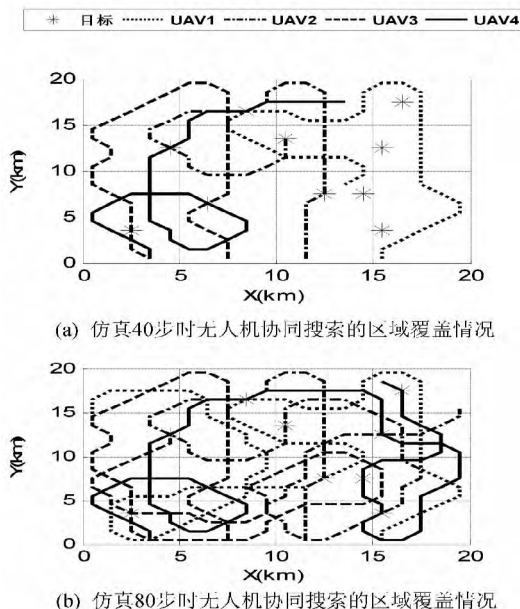


图2 无人机协同区域搜索仿真图

仿真二 在  $40 \text{ km} \times 40 \text{ km}$  的区域内,划分为  $20 \times 20$  单元网格,四架无人机的初始位置分别为  $(4, 1), (8, 1), (12, 1), (16, 1)$ , 10 个静态目标随机分布在搜索区域,传感器参数为  $p_D = 0.8, p_F = 0.2, \theta_p = 0.98$ ,分别采用传统的几字形方法、随机方法、本文所提出方法和无协同机制的方法进行搜索。在仿真过程中,目标的初始位置是随机变化的,为了避免随机性对本文仿真结果的影响,进行了 30 次仿真实验并取平均值,每次仿真步数设定为 400 步,并将本文所提的搜索方法与随机搜索方法、传统几字型搜索方法以及无协同机制的搜索方法进行比较。仿真结果通过图 3 给出。

从图 3 可以看出,在搜索开始的一小段时间内,四种方法的环境不确定度基本相差不大,但随着仿真步数的不断增加,可以

看出本文所提搜索方法能够更加有效地对该区域进行搜索,环境不确定度逐渐降低,从而验证了本文方法的有效性。

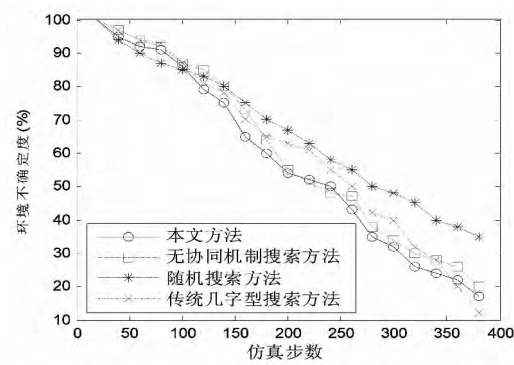


图3 搜索过程中环境不确定度的变化情况比较图

4 结 语

研究了在不确定环境中多无人机协同搜索问题。基于目标存在概率对环境的描述以及对 UAV 平台与传感器探测过程的建模,定义了环境探测回报、目标发现回报和竞争力回报函数建立优化问题模型,基于模型预测控制思想设计了无人机自主协同搜索控制方法。仿真结果表明,本文方法驱动下的无人机自主协同系统的对任务区域的遍历能力、回访能力,以及对区域目标的搜索效率均在不同程度上优于传统搜索方法;同时,基于本文方法的搜索系统具有较强的内部防碰撞能力,且平均决策时间较传统方法具有相对优势。

参 考 文 献

[1] 沈林成,张庆杰,王林,等. 美国及欧洲无人作战飞机计划发展[J]. 火力与指挥控制 2003 28(6): 10-13.

[2] 刘重阳. 国外无人机技术的发展[J]. 舰船电子工程 2010 30(1): 19-23.

[3] Michael Franklin. Unmanned Combat Air Vehicles: Opportunities for the Guided Weapons Industry? [R]. Occasional Paper, Royal United Services Institute for Defence and Security Studies, September 2008.

[4] 魏瑞轩,李学仁. 无人机系统及作战使用[M]. 北京: 国防工业出版社 2009.

[5] Yang Y L, Polycarpou M M, Minai A A. Multi-UAV cooperative search using an opportunistic learning method[J]. ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control 2007 129(5): 716-728.

[6] Baum M L, Passino K M. A Search Theoretic Approach to Cooperative Control for Uninhabited Air Vehicle[C]. AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit 2002.

[7] Baum M L, Passino K M. A search-theoretic approach to cooperative control for uninhabited air vehicles[C]. IEEE Conference on Decision and Control 2004: 602-607.

[8] Sujit P B, Ghose D. Multiple UAV Search using Agent-based Negotiation Scheme[C]. 2005 American Control Conference, Portland 2005.

[9] Polycarpou M M, Yang Y L, Passino K M. A cooperative search framework for distributed agents[C]. IEEE International Symposium on Intelligent Control 2001: 1-6.

[10] 彭辉,沈林成,朱华勇. 基于分布式模型预测控制的多无人机协同区域搜索[J]. 航空学报 2010 31(3): 593-601.

[11] 彭辉,苏菲,沈林成. 用于多无人机广域目标搜索的扩展搜索图方法[J]. 系统工程与电子技术 2010 32(4): 795-798.

[12] 沈东,魏瑞轩,茹常剑. 基于数字信息素的无人机集群搜索控制方法[J]. 系统工程与电子技术 2013 35(3): 591-596.

[13] 吴文超,黄长强,宋磊. 不确定环境下的多无人机协同搜索航路规划[J]. 兵工学报 2011 32(11): 1337-1342.

(上接第 173 页)

表 3 采用 bootstrap 法进行 20 次测试结果

次数	1	2	3	4
正确率	1.0000	0.8333	0.6667	0.5000
次数	5	6	7	8
正确率	0.5000	0.5000	0.8333	0.8333
次数	9	10	11	12
正确率	1.0000	0.6667	0.6667	0.6667
次数	13	14	15	16
正确率	0.8333	0.6667	0.5000	0.3333
次数	17	18	19	20
正确率	0.8333	0.8333	0.6667	0.3333

4 结 语

本文通过对不同期别尘肺 DR 胸片的进行试验,并采用 bootstrap 法进行测试,从其结果可以看出:运用肺野图像灰度共生矩阵所提取的角二阶矩(ASM)、对比度(CON)、自相关(COR)、逆差距(IDM)等参数值所组成的特征值向量可以用来有效描述不同期别尘肺纹理特征,并依据尘肺专家对肺野阴影密集度的人工判读结果,采用 BP 神经网络进行训练,生成的网络可实现对测试样本的特征值向量进行有效分类,其效果良好,从而实现对不同期别尘肺的密集度的有效判读。

参 考 文 献

[1] 中华人民共和国卫生部. GBZ70-2009 尘肺病诊断标准[S]. 2009-03-16.

[2] 刘丽,匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图象图形学报 2009 14(4): 622-635.

[3] 苑丽红,付丽. 灰度共生矩阵提取纹理特征的实验结果分析[J]. 计算机应用 2009 29(4): 1018-1021.

[4] Soh K S, Tsatsoulis C. Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999 37(2): 780-795.

[5] Ulaby F T, Kouyate F, Brisco B, et al. Textural information in SAR Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1986 24(2): 235-245.

[6] 王辉,杨林,丁金华,等. 基于概率神经网络板材纹理分类识别的研究[J]. 大连工业大学学报, 2009 28(5): 387-390.

[7] 周学友,傅忠谦,何力. 图像分割算法在胃溃疡图像上的应用[J]. 计算机仿真, 2010 27(5): 197-200.

[8] 刘直芳,王运琼,朱敏. 数字图像处理与分析[M]. 北京: 清华大学出版社 2006.

[9] 余丽萍,黎明. 基于灰度共生矩阵的断面图像识别[J]. 计算机仿真 2010 27(4): 223-227.

[10] 丛爽. 面向 Matlab 工具箱的神经网络理论与应用[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社 2003.