

UCAV 地形空间环境感知中位置细胞构建方法

周 阳, 吴德伟, 邵能建, 杜 佳

(空军工程大学信息与导航学院, 陕西西安, 710077)

摘要 为实现 UCAV 认知导航对地形空间环境感知信息的表征, 提出了一种基于 IHDR 树的位置细胞构建方法。利用 SURF 算法提取环境中高鲁棒性的特征点, 以特征点描述矢量及其在地理空间中的位置组合为路标信息, 生成训练样本, 以 IHDR 建树原则对路标信息双重聚类, 然后将聚类后的叶子节点作为表征对应地形空间环境的位置细胞, 完成位置细胞的构建。仿真结果表明, 该方法构建的位置细胞能有效表征地形空间环境, 对一定噪声干扰下的地形空间环境也具有识别能力。

关键词 环境感知; 位置细胞; IHDR 树; 环境表征

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2014.01.014

中图分类号 V279 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2014)01-0062-05

A Method of Constructing Place Cells in UCAV Terrain Space Environment Perception

ZHOU Yang, WU Dewei, TAI Nengjian, DU Jia

(Information and Navigation College, Air Force engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: In order to realize the representation of perceptual information of terrain space environment for UCAV cognitive navigation, a method is proposed to construct place cells based on IHDR tree. SURF algorithm is used to extract high robustness feature points in environment, the landmarks' information are combined by the description vector of feature point and its position in geographic space, so the training samples are obtained, and the double clustering of landmarks' information is achieved according to the IHDR algorithm, and the leaf nodes of clustering are regarded as place cells to represent the terrain space environment. Finally, the place cells are constructed. The simulation results show that the place cells constructed by this method can represent the terrain space environment effectively, and have the ability of recognizing terrain space environment under condition of certain noise interference.

Key words: environment perception; place cells; IHDR tree; environment representation

无人作战飞机(Unmanned Combat Aerial Vehicles, UCAV)认知导航系统^[1-3]可通过多种传感方式感知外界环境, 实时配置导航方式, 模拟人类海马机理实现具有知识记忆、学习及推理特性的导航信

息处理, 实现 UCAV 在最优航迹上的高精度智能自主导航。

环境感知信息作为 UCAV 自主学习时重要输入参数, 决定了其学习状态及效能, 影响了意识的形

收稿日期: 2013-04-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61273048)

作者简介: 周 阳(1987-), 男, 四川遂宁人, 硕士生, 主要从事飞行器起降引导与自主导航研究. E-mail: yydayl@sina.cn

引用格式: 周阳, 吴德伟, 邵能建, 等. UCAV 地形空间环境感知中位置细胞构建方法[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2014, 15(1): 62-66. ZHOU Yang, WU Dewei, TAI Nengjian, et al. A method of constructing place cells in UCAV terrain space environment perception [J]. Journal of air force engineering university: natural science edition, 2014, 15(1): 62-66.

成,是 UCAV 实现认知导航的一个重要环节。位置细胞的构建决定了环境感知信息表征,故有待研究。

动物神经学家经过长期的研究,发现啮齿动物大脑内的海马(Hippocampus)^[4-5]在导航中起关键性作用,海马内的位置细胞^[5-6]特异性放电为动物提供判定当前环境与重要位置的相关信息,单个位置细胞代表环境的某一位置,而特定环境则通过全体位置细胞放电活动来描述或表达。当海马对环境进行编码时,输入信息使细胞放电影响了动物对所处环境的认知,进而影响其行为。UCAV 地形空间环境感知中可利用生物这种特性,构建与地形空间环境一一对应的位置细胞,在 UCAV 内部建立整个地形空间环境表征信息。

众所周之,人类感知外部世界主要是通过视觉、触觉、听觉和嗅觉等感觉器官,其中大部分信息是由视觉获取,因此赋予 UCAV 视觉功能来获取环境信息是一种首选的感知策略,但机器视觉并不等同与人的视觉,对机器视觉而言,即便是一个十分简单的物体识别起来相当困难,其中关键的原因在于缺乏对物体的描述能力,而提取环境中高鲁棒性特征点表示环境可很好解决这个问题^[7]。现有特征点提取方法主要有 Harris 算法^[8]、SIFT(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法^[9]和 SURF(Speeded Up Robust Features, SURF)算法^[10]。SURF 算法对旋转、尺度变化和图像污染等有很高的鲁棒性,能有效克服 SIFT 算法实时性差的缺点,而且在克服尺度变化的影响方面优于 Harris 算法^[11]。因此本文以 SURF 算法提取地形空间环境中特征点,并将其作为构建位置细胞组成要素。同时,为实现环境的快速识别及位置细胞的高效检索和实时更新,位置细胞的构建需通过对感知信息的学习和记忆实现。基于自主心智发育的思想,Weng 教授提出一种具有自主增量学习能力的自发育方法——IHDR(Incremental Hierarchical Discriminant Regression, IHDR)树^[12-13]。IHDR 树沿用典型神经网络的学习准则,树的构造为实时、在线和开放的,能够实现高维数据处理,具有普适性的存储、记忆方式和非特定任务的学习规则,本文将其应用到 UCAV 认知导航地形空间环境感知中,实现对感知信息的聚类、存储和记忆,构建表征地形空间环境的位置细胞。

1 基于 IHDR 树位置细胞构建

UCAV 地形空间环境中位置细胞构建目的是使 UCAV 认知导航系统内建立与外界环境间存在

对应关系的状态信息,该状态信息可用于 UCAV 环境识别、定位、航迹规划等。

本文基于 IHDR 树位置细胞构建基本思想是:采用视觉传感器得到的图像作为 UCAV 对地形空间环境初始感知信息,提取感知信息中特征点,将特征点的描述矢量集和其在地理空间中位置集组合为地形空间环境中的路标集,然后依据 IHDR 建树原则对路标集进行双重聚类,以聚类结果作为地形空间环境状态信息,将单个状态信息作为一个位置细胞,则全部位置细胞表征整个地形空间环境,完成地形空间环境中位置细胞的构建。

采用 IHDR 树聚类构建位置细胞主要有 2 个目的:一是用来路标归类建立索引,实现已感知环境的记忆,便于 UCAV 认知导航时使用;二是用来预测,以便 UCAV 获得新感知路标后可辨别其是否已被记忆,若为新路标则将其添加,同时更新位置细胞,实现记忆更新。位置细胞构建流程见图 1。

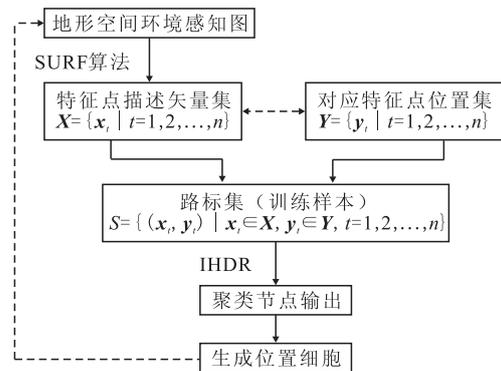


图 1 位置细胞构建流程图

Fig.1 Flow chart of constructing place cells

UCAV 地形空间环境感知时由视觉传感器感知环境,得到对应环境下的感知图,采用 SURF 算法提取感知图中特征点,得到描述矢量集 \mathbf{X} (\mathbf{X} 中元素个数为检测到的特征点总数,每个描述矢量的维数为 64),将单个特征点描述矢量 \mathbf{x}_t 及其地理空间环境中位置 \mathbf{y}_t 组合为路标信息,使路标具有位置信息的同时能够得到较好描述,然后将得到的全体路标的描述矢量集 \mathbf{X} 和位置集 \mathbf{Y} 分别作为 IHDR 树训练样本的输入空间向量和输出空间向量,并采用 IHDR 建树原则^[13]对路标集进行双重聚类,具体步骤如下:

首先初始化根节点。对于训练样本 $S = \{(x_t, y_t) \mid x_t \in \mathbf{X}, y_t \in \mathbf{Y}, t = 1, 2, \dots, p\}$,提取当前样本 (x_t, y_t) ,然后执行步骤 1。

步骤 1 更新树。

更新树时, IHDR 采用增量方式。在给定树的结构及训练样本时,每次使用样本点更新都存在树

的更新,其中涉及的参数有:每个内部节点可有最多子节点数 q_s 、每个节点需要的样本数 b_s 。

树的更新主要通过以下过程完成:①初始化。设 A 为待搜索的活跃节点,并将其初始化为根节点;②树搜索。若 A 为非叶子节点,执行以下操作:a)计算样本点属于 A 的响应值,即归属于 A 的概率大小;b)分别计算样本点与 A 的 q_s 个子节点的响应值,并且选择最大响应节点;c)将最大响应节点设置为新的 A ,作为下一个活跃节点;③如果 A 为内部节点,则通过步骤2更新 A 所在的分支;④如果 A 为叶子节点,执行步骤4更新该叶子节点;⑤如果 A 为叶子节点,并且需要分裂,将 A 设置成内部节点,并将 A 分裂成 q_s 个子节点。判定方法是: A 中样本数 n 是否超过门限值,若超过,则需分裂。

步骤2 节点更新。

在给定节点 N 及训练样本 (x, y) 时,通过 (x, y) 更新节点 N 。步骤为:①更新 y 聚类。若 c 为 N 中 y 聚类子集,执行步骤3更新 y 聚类,其输出为与聚类 y 最近的类标 i ;②更新与 y_i 相关的第 i 类 x 聚类,亦即利用 x 更新 x 聚类的均值;③更新节点 N 的判别子空间。

步骤3 聚类更新。

给定样本 y 及其一组聚类 $c = \{y_i \mid i = 1, 2, \dots, n\}$,通过聚类更新 c 。涉及到的参数有: c 允许的最大子类数 q_s 、输出空间 Y 的判决门限 δ_y 。聚类更新具体步骤为:①通过下式寻找 y 的最近邻 y_i :

$$j = \operatorname{argmin}_{1 \leq i \leq n} \{ \| y_i - y \| \} \quad (1)$$

式中 $\operatorname{argmin}\{\cdot\}$ 表示在 $i = j$ 时取得最小值;②如果 $n < q_s$,且 $\| y_i - y \| > \delta_y$ (防止相似或相同的样本组成不同的类),则 $n = n + 1$,产生新聚类 $y_n = y$,将 y_n 加入 c 中,否则继续以下步骤;③通过遗忘处理,更新最近邻聚类的 p 部分样本。遗忘函数 $\mu(n)$ 见式(2),其中 t_1, t_2, b, m 为预置的遗忘参数。

$$\mu(n) = \begin{cases} 0, & \text{if } n < t_1 \\ b(n - t_1)/(t_2 - t_1), & \text{if } t_1 \leq n \leq t_2 \\ b + (n - n_2)/m, & \text{if } t_2 < n \end{cases} \quad (2)$$

步骤4 聚类对更新。

每次树更新的同时存在着聚类对更新,该类更新发生于叶子节点。在给定样本 (x, y) 及叶子节点的聚类对 $C = \{(x_i, y_i) \mid i = 1, 2, \dots, n\}$ (C 为 A 的所有子节点),聚类对更新能够实现 C 中的最佳匹配对。涉及参数包括:叶子节点聚类数上限 $b_l > 0$,输入空间 X 的判决门限 δ_x 。聚类对更新的具体步骤为:①如果 $n < b_l$,且 $\| x_i - x \| > \delta_x$ (防止相似或

相同的样本组成不同的类),那么 $n = n + 1$,产生新聚类 $(x_n, y_n) = (x, y)$,将 (x_n, y_n) 加入 C 中,否则进行下一步的增量聚类;②通过式(3)寻找 x 的最近邻 x_i :

$$j = \operatorname{argmin}_{1 \leq i \leq n} \{ \| x_i - x \| \} \quad (3)$$

③通过遗忘处理,利用新样本 x 更新 x_j 聚类;④通过遗忘处理,利用新样本 y 更新 y_j 聚类;⑤返回已更新的 C 。

经过以上步骤实现给定路标集双重聚类,得到叶子节点,然后以得到的叶子节点作为与地形空间环境一一对应的位置细胞,同时将叶子节点输出空间平均向量作为位置细胞位置,完成已感知地形空间环境中位置细胞构建。

3 仿真验证及结果分析

为了验证本文构建位置细胞与地形空间环境对应关系,采用多组图像进行仿真验证,以不同图像表示不同地形空间环境,并设特征点在图像中的位置为路标在地理空间中位置。仿真内容有:①位置细胞表征度分析;②噪声干扰下性能分析。评价指标为表征度,其定义为:

$$\text{表征度} = \frac{\text{测试路标对位置细胞检索结果与测试路标间位置误差低于设定阈值的路标个数}}{\text{测试路标总数}} \times 100\%$$

仿真分析步骤为:①利用SURF提取图像中特征点;②将特征点描述矢量及其在图像中位置组合为路标状态;③以得到的全部路标构建IHDR树,对路标集的描述矢量和位置双重聚类;④将聚类后叶子节点作为该图像表示地形空间环境中位置细胞;⑤将测试图经①、②2步处理得测试路标,然后将其作为测试样本对已构建位置细胞进行检索;⑥进行不同位置细胞下不同测试图表征度求解,分析位置细胞与地形空间环境的对应关系及识别能力。

3.1 位置细胞表征度分析

仿真时以3幅对应不同环境的原图像作为构建位置细胞的训练图,以每个训练图中3个不同区域内的路标对已构建位置细胞进行测试,分析不同区域中路标与不同位置细胞间位置误差,设位置误差低于阈值2的路标为可识别路标,求解位置细胞的表征度。训练图1、训练图2和训练图3的大小分别为 326×400 、 306×306 和 331×411 ,各训练图中截取的区域1和区域2的大小均为 101×101 ,区域3的大小为 121×121 。图2显示了训练图1检测到的特征点。

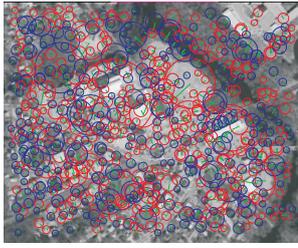
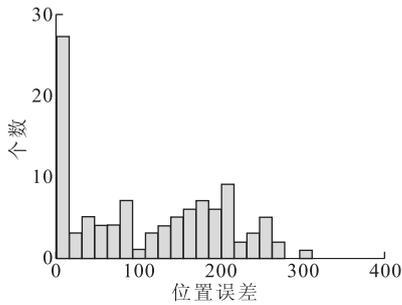


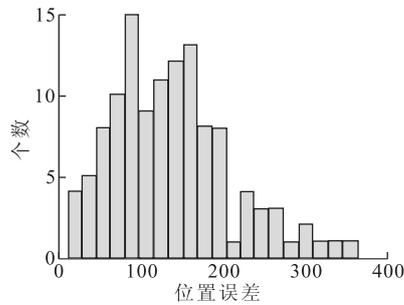
图 2 训练图 1 中特征点

Fig.2 Feature points in training image one

图 3、图 4 给出了分别以训练图 1 和训练图 2 构建位置细胞,以不同区域进行测试时路标与位置细胞间位置误差分布情况,可见:①不同区域对不同位置细胞进行测试时,求解的位置误差分布特性不同,对属于同一个地形空间环境的区域进行测试时,位置误差在小数值的路标数较多;②构建的位置细胞与地形空间环境将存在一一对应关系,其可根据检测路标与已构建位置细胞间位置误差分布情况来判定检测区域与位置细胞表征环境间隶属关系。



(a) 训练图1的3个区域进行测试



(b) 训练图2的3个区域进行测试

图 3 各测试区域在训练图 1 下位置误差分布情况

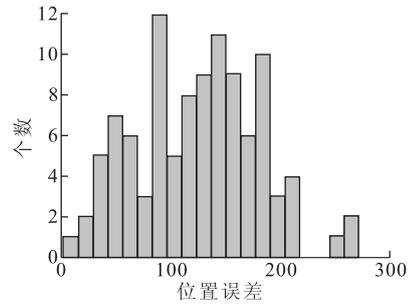
Fig.3 Position error distribution for different test areas in training image one

表 1 不同训练图下位置细胞对不同测试区域的表征度情况

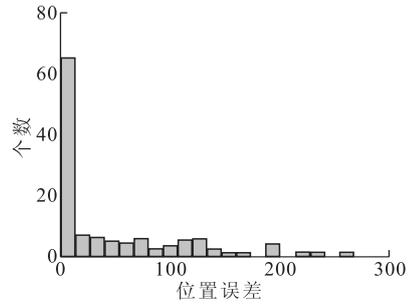
Tab.1 Representation degree of place cells for different test areas in different training image

训练样本\测试样本	表征度/%								
	训练图 1 部分区域			训练图 2 部分区域			训练图 3 部分区域		
	区域 1	区域 2	区域 3	区域 1	区域 2	区域 3	区域 1	区域 2	区域 3
训练图 1	20.83	24.00	14.55	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
训练图 2	0.00	0.00	0.00	28.13	27.78	44.23	0.00	0.00	0.00
训练图 3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	33.33	33.33	31.58

表 2 给出了不同训练图下位置细胞对不同方差噪声干扰下的训练图的表征度求解情况。可见:①



(a) 训练图1的3个区域进行测试



(b) 训练图2的3个区域进行测试

图 4 各测试区域在训练图 2 下位置误差分布情况

Fig.4 Position error distribution for different test areas in training image two

表 1 给出了不同仿真条件下位置细胞表征度情况,可见:构建的位置细胞对地形空间环境进行表征时,对属于本地地形空间环境的区域均有一定量的表征度,并能较好地地区分不属于本地地形空间环境的区域,即表征度为 0 时对应的区域。

综上,本方法构建的位置细胞与地形空间环境存在对应关系,能有效表征地形空间环境,并具有较好环境识别能力。

3.2 噪声干扰下性能分析

以 3 幅对应不同环境原图像作为构建位置细胞的训练图,以方差分别为 0.03、0.06、0.09 和 0.12 的零均值高斯噪声干扰下训练图中的路标对已构建位置细胞进行测试,并设位置误差低于阈值 2 的路标为可识别路标,求解位置细胞的表征度,仿真时在各条件下均作了 10 组实验,以平均值表示最终实验结果。

对属于位置细胞所表征的环境,随噪声方差增加,位置细胞表征度降低;② 各噪声方差下,对不属于位

置细胞所表征的环境进行测试时求解的表征度数值较小,数量级为 10^{-2} 。

综上,本方法构建的位置细胞对一定噪声干扰下的地形空间环境也具有识别能力。

表 2 不同训练图下位置细胞对噪声干扰图的表征度情况

Tab.2 Representation degree of place cells for noise interference image in different training image

训练样本\测试样本	表征度/%											
	噪声干扰下训练图 1				噪声干扰下训练图 2				噪声干扰下训练图 3			
	0.03	0.06	0.09	0.12	0.03	0.06	0.09	0.12	0.03	0.06	0.09	0.12
训练图 1	14.47	6.79	3.69	2.61	0.02	0.00	0.08	0.02	0.00	0.03	0.00	0.00
训练图 2	0.00	0.00	0.00	0.00	20.32	11.16	6.65	4.07	0.03	0.01	0.00	0.00
训练图 3	0.03	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	14.81	7.21	4.36	2.69

4 结语

针对UCAV认知导航环境感知中环境表征问题,提出了一种基于IHDR树的位置细胞构建方法。该方法结合了SURF算法提取特征点的鲁棒性和IHDR树的分类识别和记忆功能,完成UCAV地形空间环境感知中位置细胞构建。实验结果表明,该方法构建的位置细胞能有效完成不同区域的环境表征度分析,对不属于位置细胞表征的环境,设定位置误差阈值为2时求解的表征度为0,同时对一定噪声干扰下环境也具有识别能力。

参考文献(References):

[1] 吴德伟, 邵能建, 戚君宜. 基于认知理论的UCAV智能导航研究新进展[J]. 空军工程大学学报:自然科学版, 2011, 12(4): 52-57.
WU Dewei, TAI Nengjian, QI Junyi. A new research progress ofUCAV intelligent navigation based on cognitive theory [J]. Journal of air force engineering university: natural science edition, 2011, 12 (4): 52-57. (in Chinese)

[2] 邵能建, 吴德伟, 戚君宜. 基于改进SIFT的高鲁棒性特征点提取方法[J]. 航空学报, 2012, 33(12): 2313-2321.
TAI Nengjian, WU Dewei, QI Junyi. A method to extract high robust keypoints based on improved SIFT [J]. Acta aeronautica et astronautica sinica, 2012, 33(12): 2313-2321. (in Chinese)

[3] 周阳, 吴德伟, 邵能建, 等. 认知导航路径整合中方位和尺度参数求解方法[J]. 空军工程大学学报:自然科学版, 2013, 14(2): 66-70.
ZHOU Yang, WU Dewei, TAI Nengjian, et al. Method of solve parameters of orientation and scale for cognitive navigation's path integration[J]. Journal of air force engineering university: natural science edition, 2013, 14(2): 66-70. (in Chinese)

[4] O'Keefe J, Nadel L. The hippocampus as a cognitive map [M]. New York: Oxford university press, 1978.

[5] Angelo Arleo, Fabrizio Smeraldi, Wulfram Gerstner. Cognitive navigation based on nonuniform Gabor space sampling, unsupervised growing networks, and reinforcement learning

[J]. IEEE transactions on neural networks, 2004, 15(3): 639-652.

[6] Gaussier P, Revel A, Banquet J P, et al. From view cells and place cells to cognitive map learning: processing stages of the hippocampal system[J]. Biological cybernetics, 2002, 86(1): 15-28.

[7] 王永明, 王贵锦. 图像局部不变性特征与描述[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010.
WANG Yongming, WANG Guijin. Image local invariant features and descriptors[M]. Beijing: National defense industry press, 2010. (in Chinese)

[8] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector [C]//Proceedings of the fourth alvey vision conference. Manchester: [s. n], 1988: 147-151.

[9] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant feature [C]//Proceedings of IEEE international conference of computer vision. Kerkyra, Greece: IEEE press, 1999: 1150-1157.

[10] Bay H, Tuvtellars T, Gool L V. SURF: speeded up robust feature [C]//Proceedings of the ninth european conference on computer vision. Graz, Austria: Springer Berlin Heidelberg, 2006: 404-417.

[11] 郑玉龙. 复杂环境下尺度不变特征的检测与匹配技术研究 [J]. 科学技术与工程, 2011, 11(23): 5693-5701.
ZHENG Yulong. Research on scale invariant feature extraction and matching technique in complex environment [J]. Science technology and engineering, 2011, 11(23): 5693-5701. (in Chinese)

[12] Weng J, Hwang W S. Incremental hierarchical discriminant regression for online image classification [C]//ICDAR. Seattle, WA: IEEE press, 2001: 476-480.

[13] Weng Juyang, Hwang W S. Incremental hierarchical discriminant regression [J]. IEEE transactions on neural networks, 2007, 18(2): 397-415.

[14] Weng J, McClelland J, Pentland A, et al. Autonomous mental development by robots and animals [J]. Science, 2001, 291: 599-600.

[15] Hwang W S, Weng J. Hierarchical discriminant regression [J]//IEEE trans on pattern analysis and machine intelligence, 2000, 22(11): 1-17.

(编辑:徐楠楠)