基于概念空间学习认知的机器人目标识别方法

刘炳尧 秦世引

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191)

摘 要: 针对复杂环境中机器人多类目标识别通常所依托的原始特征空间中数据区分度低、难以直接表达高层次特征知识的挑战性问题,采用概念空间知识表达方法,通过多传感器数据融合与特征提取建立基本特征空间,并运用高斯混合模型表示目标的各种属性,形成具有高层知识特性的概念空间,在此基础上进行高层知识的概念学习,增强多类目标在概念空间中的可区分性. 利用支持向量机作为机器人的分类器,实现针对室内环境的多类目标物体的准确识别. 实验结果表明:该方法不但有效地获取和表达待识别目标的高层特征知识,而且能有效提高机器人的目标识别与环境感知能力,展现出优越的分类识别性能.

关 键 词: 概念空间; 机器人; 多类目标识别; 多传感器信息融合

中图分类号: TP 242.6

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2012)11-1502-05

Robot object recognition based on learning and cognition with conceptual space

Liu Bingyao Qin Shiyin

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: In view of the challenging issue for robot multi-class object recognition in complex environments with original feature space because those features can only embody some low level knowledge with poor discriminative performance, an approach to robot object recognition was presented based on conceptual space methodology. At first, the basic feature space was built through multi-sensor data fusion and feature extraction, thus gaussian mixture models (GMM) was employed to model objects properties in order to build conceptual space with characteristic of high level knowledge so as to learn the concepts of objects and improve their discriminative performance. Then support vector machine (SVM) was used to carry out multi-class object recognition for robot in indoor clutter environment. The experimental results demonstrate that the proposed method can not only represent the high level knowledge of objects, but also improve the performance of object recognition and environment perception of robot effectively.

Key words: conceptual space; robot; multi-class object recognition; multi-sensor data fusion

目标识别与环境感知是机器人进行控制决策与规划的基础,并决定着机器人实际应用的效果. 因此,提高机器人对目标与环境的感知与认知能力,一直是人工智能和机器人学科中非常重要的研究课题[1-3]. 由于单一传感器难以获得全面准确的目标与环境信息,因此融合多种传感器数据,已成为目前一种提高机器人目标识别与环境感知能力的有效途径[4]. 但是这些方法适应性较差,难以应用于不同的机器人平台. 此外,直接由多传感器数据经过融合与特征提取建立的特征空间是

收稿日期: 2011-07-13; **网络出版时间**: 2012-11-09 17:21

网络出版地址: www.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20121109.1721.015.html

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60875072,61273350); 北京市自然科学基金资助项目(4112035); 中澳国际合作资助项目(2007DFA11530)

作者简介: 刘炳尧(1986-),男,青海共和人,博士生,liubingyao@asee.buaa.edu.cn.

一种低层的知识表示,并与具体的传感器数据类型相关,造成数据之间区分度较低,对多类目标的分类识别率不高[5-6].

文献[7]提出的概念空间方法作为一种非符号的、基于几何结构的知识表达模型,可以有效地对数据中蕴涵的高层、抽象的知识与信息进行表达,已经在语音处理、机器视觉、多机器人协同感知等诸多方面得到了良好的应用[5-7].

为了有效解决机器人对多类目标的识别问题,进一步揭示高层知识表达在机器人目标识别与环境感知中的重要作用,本文采用概念空间知识表示方法,在使用多种传感器采集数据的基础上,进行高层知识的学习认知,以提高支持向量机(SVM, Support Vector Machine)的分类识别结果.

1　机器人多传感器信息融合

1.1　机器人多传感器数据采集

心理与认知科学方面的研究表明:物体的颜色、纹理、位置和形状等信息在物体识别过程中起着重要作用[8]. 因此,为了能够更好地对目标进行检测和识别,本文除了利用视觉传感器获取待识别目标的颜色信息和纹理信息之外,还融合超声传感器和红外传感器获取目标的尺寸大小信息和表面平曲度信息. 实验采用广茂达 AS-R 移动机器人平台,如图 1 所示.

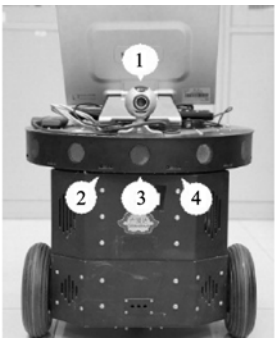

图 1　智能移动机器人及其传感器

在对目标进行数据采集时,移动机器人正前方的摄像头①获取得到一幅大小为 320 像素×240 像素的彩色图像;超声传感器③与摄像头①朝向一致,用于对机器人正前方的目标测距,返回一个 0 ~ 7 m 的数值;而②和④所示的红外传感器同样对机器人前方的目标测距,各自返回 0 ~ 80 cm的数值.

1.2　多传感器信息融合与特征提取

对每一个目标,采用一种基于图割的图像分割算法[9],将机器人所采集图像中的待识别目标与背景划分成不同区域,再利用区域生长算法将目标从背景中分割出来. 在 RGB(红、绿、蓝)颜色空间中,计算被分割出的目标分别在 R,G,B 3 个分量上的颜色均值,构成一个三维的颜色特征;纹理特征采用 2D-Gabor 滤波器对分割后的目标图像在 4 个方向、2 个尺度上分别滤波,对滤波得到的所有图像统计灰度均值和方差,得到一个二维的纹理特征;

对于目标的尺寸大小特征,若仅根据其在图像中所分割出的像素数来判断,则忽略了同一目标在图像中“远小近大”的位置信息. 因此利用超声传感器同时对目标进行测距,以弥补“远近”信息. 由目标所占的像素数和超声传感器得到的机器人与目标之间的距离,构成了一个二维的尺寸特征;使用移动机器人正前方的两个位置敏感红外传感器和超声传感器同时对目标表面进行距离测量,由于传感器均分布在同一平面上,通过计算 3 个距离数值的方差,可判断出目标表面的平整弯曲程度,由此得到一个一维的平曲度特征. 合并以上 4 种特征,得到一个含有目标样本颜色、纹理、尺寸和表面形状信息的八维的特征向量.

2　概念空间学习认知原理与方法

2.1　从多源信息融合到概念空间学习认知

本文将上述方法得到的所有特征向量构成的特征空间称为原始特征空间. 若直接用这些特征向量作为训练样本集,对机器人的分类器进行设计和训练,将难以得到较高的识别率. 因此,需要有一种更加有效的知识表达方法,以能够从数据中抽象出更高层的知识信息,从而将高层的知识信息与低层的数据获取来源分开,使机器人具有更好的学习认知能力和环境适应能力.

概念空间方法能够有效地对数据中蕴涵的高层、抽象的知识信息进行表达. 一个概念空间 S 由 n 个质维(quality dimensions) $Q_1, Q_2, \cdots, Q_n$ 所张成. 其中一点 k 可表示为向量 $\boldsymbol{k}=[\boldsymbol{q}_1, \boldsymbol{q}_2, \cdots, \boldsymbol{q}_n]$. 质维越多,其构成的概念空间所能表达的信息越丰富. 例如,通常用长、宽、高这 3 个空间质维来描述物体的大小,若再增加 R,G,B 这 3 个颜色质维,则可进一步描述物体的颜色.

上述例子中,表示体积和表示颜色的 3 个质维在感知理解上分别是两个集成的整体,若它们在 3 个质维中缺少了任意一维,其表示的信息就会不完整. 概念空间中的一个域(domain) D 就是由这些不可分割的质维 $\{Q_i, \cdots, Q_j \mid, 1 \leqslant i, j \leqslant n\}$ 构成的一个子空间,例如体积域和颜色域. D 中的

一点 v 同样可用一个向量表示 $\boldsymbol{v}=[\boldsymbol{q}_i,\cdots,\boldsymbol{q}_j]$.

为了进一步区分,需要在域空间中抽象划分出不同的局部区域(region),这就是域中的属性(property)$p=\{v_i \mid v_i \in D\}$,该点集内的所有点在某种拓扑结构上具有相似性或者在某种距离测度中距离接近. 例如,一个表示时空的概念空间可分为空间域和时间域,时间域由一维无限长的时间质维构成,代表当前时间的一个点构成"现在"的时间属性,该点之前和之后的所有点分别构成"过去"和"未来"的时间属性. 概念空间 S 中的一个概念(concept)c 是由各个域中的不同属性构成,即 $\boldsymbol{c}=[\boldsymbol{p}_1,\boldsymbol{p}_2,\cdots,\boldsymbol{p}_k]$,其中 $p_i \in D_i$. 例如,在由体积域和颜色域构成的概念空间中,一个"蓝色小箱子"的概念可以由体积域中的一个表示小的属性和颜色域中的蓝色属性来表示.

2.2 基于概念空间的目标识别模型化方法

对于机器人目标识别任务,可以将待识别目标表示为概念空间中的概念;而这个概念空间又可以根据目标样本的不同特征划分成不同的域,如颜色域、纹理域等;在每个域中,又可以根据所有目标样本在该子空间中的特征点所聚集成的不同区域而划分出不同的属性.

设计一个包含多种目标物体概念的概念空间是从高层概念到底层属性的不断分解的过程. 而在机器人中建立这样一个概念空间,并对待识别目标进行认知和表示,则是由底层传感器数据到高层概念的学习与训练过程,如图 2 所示.

利用多种传感器对目标进行数据采集,获得原始多传感器数据;再采用 1.2 节中特征提取的方法,对原始传感器数据进行预处理并提取特征,建立原始特征空间;根据事先规划设计的域空间,将原始特征空间中的所有特征向量分成几组不同的分量,构成各个域中的属性学习样本集;再采用非监督学习方法,分别对各个域中的属性区域进行建模,以学习不同的属性;概念空间中的各个概念就可以在每个域中找到一个描述它的属性,从而建立起与机器人感兴趣目标相关的概念空间模型.

通过来自少量域中的不同属性的组合,便可以表示出大量的目标物体概念. 而且,当描述目标概念的域越多,每个域中的属性区域划分越丰富时,对目标概念的描述则越全面、越细致,因此,即使一个复杂的目标概念也可以通过概念空间模型来很好地表达.

2.3 基于高斯混合模型的学习认知算法

为了能够从属性学习样本集中得到概念空间

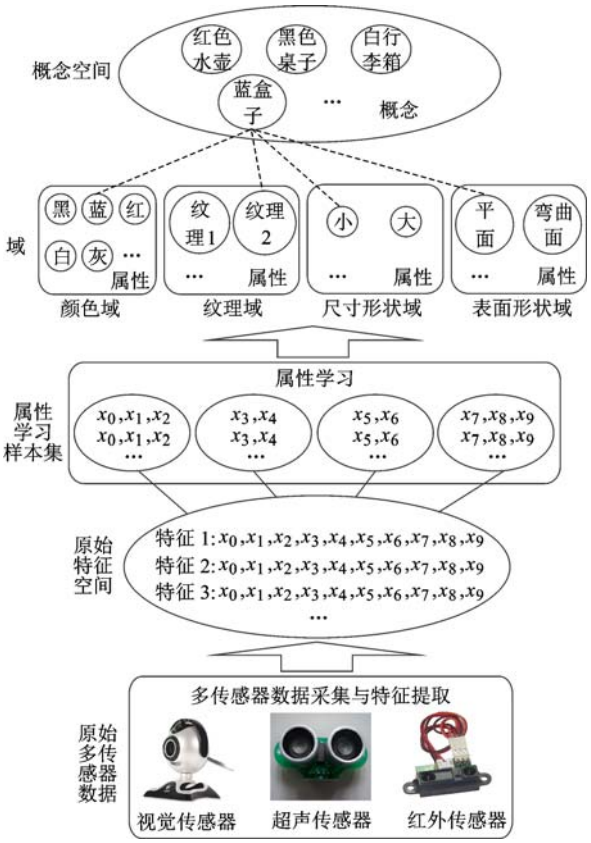

图 2 基于概念空间学习认知的目标识别方法框架图

中的不同属性,本文采用高斯混合模型(GMM, Gaussian Mixture Models)对各个域空间中的不同属性区域进行学习认知,并利用 EM (Expectation-Maximization)算法对 GMM 参数进行求解[10].

假定有一组样本数据 $\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{X}_1,\boldsymbol{X}_2,\cdots,\boldsymbol{X}_d]$,该数据由混合分布 p 产生,该分布由 K 个子高斯分布混合而成,每个子高斯成分由均值 $\boldsymbol{\mu}_k$ 和协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_k$ 决定其几何特征. 用 $\boldsymbol{x}=[\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_d]$ 表示其中一组取值,用 $\theta_k=\{\boldsymbol{\mu}_k,\boldsymbol{\Sigma}_k\}$,$k=1,2,\cdots,K$ 表示第 k 个子高斯分量及其模型参数,对于 $\boldsymbol{x}$,其概率可以表示为

$$p(\boldsymbol{x})=\sum_{k=1}^{K}\pi_k p(\boldsymbol{x}\mid\theta_k) \tag{1}$$

其中,π_k 表示混合权重,满足 $\sum_{k=1}^{K}\pi_k=1,\pi_k\geqslant 0$,可以将 π_k 看作是第 k 个高斯分量的先验概率 $p(\theta_k)$,若每个高斯分量的参数 θ_k 已知,当观测到一个数据 $\boldsymbol{x}$ 时,可根据贝叶斯概率公式得到 $\boldsymbol{x}$ 属于第 k 个高斯分量的隶属度,即后验概率为

$$p(\theta_k\mid\boldsymbol{x})=\frac{\pi_k\cdot p(\boldsymbol{x}\mid\theta_k)}{p(\boldsymbol{x})} \tag{2}$$

为了建立一个与所有目标物体相关的概念空间,在每个域中使用一个 GMM 对该域中的所有属性区域进行建模. 首先确定每个域空间中的属性个数,即高斯分量个数,然后用 EM 算法在属性

学习样本集上对 GMM 参数进行求解. 而为了加快 EM 算法的收敛速度,可先利用 *K*-means 算法在数据集上进行少量次数的聚类计算,再将其结果作为 EM 算法进行迭代的初始值,最后在各个域中得到如式(1)所示的表示了所有属性的高斯混合模型. 由于 EM 算法有可能收敛到极值点,因此当结果并不满意时可以重新选取初始值再次求解. 根据上述分析,给出概念空间模型学习认知算法如下(算法 1):

输入:机器人多传感器采集的样本数据.

输出:GMM,概念空间模型.

1) 用 1.2 节所述方法,对原始多传感器数据进行融合与特征提取,建立原始特征空间.

2) 根据所有目标物体及采集数据确定域空间及其属性个数,并将原始特征空间中的所有特征向量按域空间分组.

3) 在每一个域空间中,用 *K*-means 算法对其属性学习样本数据进行 8 ~ 10 次初始迭代计算,得到初始的聚类中心.

4) 将 *K*-means 结果作为 EM 算法的初始值,在每一个域空间中,对式(1)参数进行求解.

5) 若迭代结果不满意,返回第 3)步.

3　基于学习认知的目标识别新策略

基于概念空间学习认知的机器人目标识别过程分为两个阶段. 第 1 个阶段是概念空间模型的建立与学习阶段,如第 2 节所述.

第 2 个阶段,则是机器人利用已有的概念空间模型进行目标识别的学习与训练阶段. 根据已有的概念空间模型的各个域中的 GMM 进行属性学习,即按照式(2)求解所有目标的每组特征对不同属性的隶属度,将这些隶属度值构成新的向量,并标上相应的类别标签. 将这样一个新的训练样本集称为属性特征空间. 属性特征向量的维数等于所有域中的属性数目之和,每一维的取值范围都在[0,1]之间,表示目标物体拥有这种属性的可能性大小. 采用监督学习方法,用该训练样本集对机器人的决策分类器进行学习和训练. 本文采用支持向量机[11]作为机器人的分类决策器. 根据上述分析,基于概念空间学习认知的目标识别算法如下(算法 2):

学习阶段:

输入:对所有目标采集的带有类别标签的样本数据.

输出:SVM 多类分类决策器.

1) 用 1.2 节所述方法,对原始多传感器数据进行融合与特征提取,建立原始特征空间.

2) 根据已有的概念空间模型,将训练样本集中的特征向量按域分组.

3) 根据式(2)计算各组特征分量在各个域中对不同属性的隶属度,建立属性特征空间.

4) 利用属性特征向量训练样本集对 SVM 多类分类器进行训练,求解 SVM 分类器参数.

测试阶段:

输入:对待识别目标采集的无类别标签的样本数据.

输出:该目标样本所属的类别.

1) 用 1.2 节方法,对原始多传感器数据进行融合与特征提取,得到一个原始特征向量.

2) 根据已有的概念空间模型,将该特征向量按域分组.

3) 根据式(2)计算各组特征分量在各个域中对不同属性的隶属度,得到属性特征向量.

4) 将该向量输入 SVM 多类分类器,求出该目标所属的类别.

5) 若分类结果不满意,检查前述步骤,返回学习阶段重新开始新一轮的学习训练.

4　实验结果及分析

4.1　实验环境

本文实验在室内环境中进行,选取 17 种日常生活中常见的物品作为机器人所要分类识别的目标,实验环境与部分目标物体如图 3 所示.

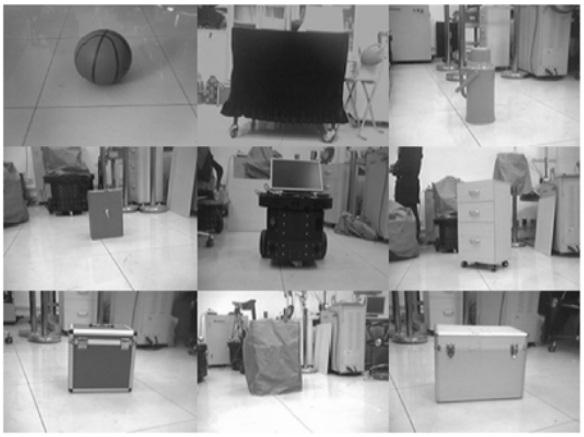

图 3　实验环境与机器人采集的部分目标物体图像

在数据采集过程中,通过遥操作让机器人在多种距离和不同角度对每个目标分别采集约 100 个样本,并分别标注其类别标签. 本文使用 Microsoft Visual Studio 与 Matlab 软件平台进行编程,实现对数据的采集与处理. 离线完成对支持向

量机的学习训练过程,并采用五折交叉验证方法对其分类识别效果进行评价.

4.2 实验结果及分析

实验中对所有目标采集了 1 640 个样本数据,根据 2,3 节所述方法,建立一个与所有待识别目标相关的概念空间,如图 2 所示.

图 4 是在尺寸形状特征空间中部分有代表性的物体的数据分布. 根据算法 1 可得到尺寸形状域中表示各个尺寸属性的 GMM,如图 5 所示,其中"+"和椭圆的大小表示各个高斯子分布的几何分布特性. 同理,可在颜色域、纹理形状域和表面形状域得到表示各域中属性的高斯混合模型. 在利用高斯混合模型对概念空间中的不同属性进行学习认知时,为了提高学习效率,可以只采用部分有代表性的目标样本数据.

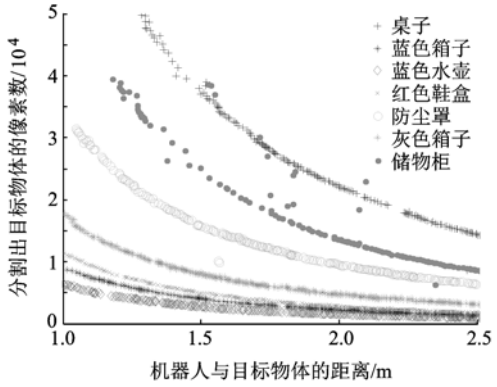

图 4 尺寸形状特征空间

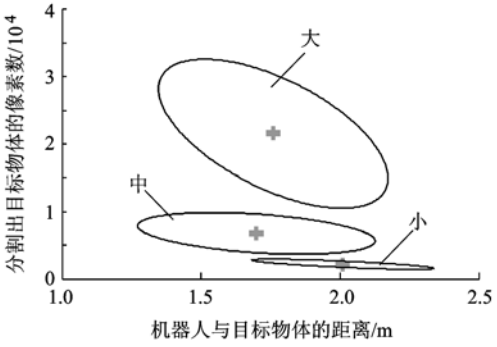

图 5 尺寸形状域中的高斯混合模型

建立概念空间模型后,根据算法 2 对机器人的决策分类器进行训练. 实验中,对比了采用原始特征空间中的数据与采用属性特征空间中的数据对每个域中的不同属性进行分类识别的结果,如表 1 所示.

表 1 不同域中对属性的分类识别率比较 %

属性	利用原始特征空间	利用概念空间模型
颜色域	92.223 2	99.577 3
尺寸形状域	71.083 0	94.502 5
纹理域	47.524 4	58.963 4
表面形状域	82.654 1	90.815 0

可以看出,经过概念空间认知学习后对不同属性的识别率均明显高于使用原始特征空间直接进行分类的结果,表明在属性特征空间中对不同属性的区分度要比原始特征空间高. 另外,两种方法对纹理属性的识别率均比较低,这是由于机器人本身装配的视觉传感器分辨率较低并且焦距固定,从而使采集的图像数据在纹理特征上质量不高,因此造成对纹理特征的区分度较低.

表 2 对比了采用单一视觉传感器数据,采用多传感器数据融合和采用概念空间这习这 3 种方法对 17 类物体进行分类识别的性能.

表 2 3 种方法对 17 类目标物体的识别率比较 %

训练样本数	视觉传感器原始特征	多传感器融合原始特征	概念空间方法属性特征
125	17.384 5	43.114 1	65.132 9
625	21.474 9	61.206 9	77.093 3
1 250	25.948 3	69.815 7	79.629 5
1 640	26.761 3	70.378 2	79.725 8

从表 2 可以看出,采用多传感器数据融合进行识别的结果明显要优于采用单一传感器数据进行识别的结果,尤其是在这种因低成本造成的单一传感器性能有限的情况下,使用多种传感器数据进行融合,可以从多方面得到更加全面的信息,从而有效地提高机器人系统的识别能力. 采用概念空间方法的识别率是最高的,验证了这种高层知识表达方法的有效性.

机器人采用概念空间方法进行目标识别经过了两次认知学习过程,首先是利用目标样本数据学习概念空间中表示属性区域的 GMM. 然后是将目标样本数据在已有的概念空间模型中进一步抽象成对不同属性的隶属度,进而对机器人的分类决策器进行训练学习. 正是由于这两次学习过程,不断从数据中抽象出更高层的知识,使数据具有更好的表达能力和区分度,从而改善了机器人的目标识别性能.

5 结 论

本文通过多种各自性能有限的传感器数据的互补融合,增强了机器人的感知与检测能力,而利用概念空间方法进行学习认知,能够从数据中抽象出更加高层的知识,在进一步的分类学习中,提高了机器人对目标的分类识别率,验证了概念空间学习认知方法的优越性和有效性.

(下转第 1511 页)

gaussing system based on multi-population PSO[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2006,27(6):861-863(in Chinese)

[7] 刘宏达. 粒子群算法的研究及其在船舶工程中的应用[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学自动化学院,2008:115-121
Liu Hongda. Research of particle swarm optimization algorithm and its application in ship engineering[D]. Harbin: College of Automation, Harbin Engineering University, 2008: 115-121 (in Chinese)

[8] 张朝阳,肖昌汉,阎辉. 磁性目标的单点磁梯度张量定位方法[J]. 探测与控制学报,2009,31(4):44-48
Zhang Chaoyang, Xiao Changhan, Yan Hui. Localization of a magnetic objective based on magnetic gradient tensor at a single point[J]. Journal of Defection and Control,2009,31(4):44-48 (in Chinese)

[9] 公茂果,焦李成,杨咚咚,等. 进化多目标算法[J]. 软件学报,2009,20(2): 271-289
Gong Maoguo, Jiao Licheng, Yang Dongdong, et al. Evolutionary multi-objective optimization algorithms[J]. Journal of Software, 2009,20(2):271-289(in Chinese)

[10] 雷德明,严新平. 多目标智能优化算法及其应用[M]. 北京:科学出版社,2009:31-33
Lei Deming, Yan Xinping. Multi-objective intelligence algorithm and its application[M]. Beijing: Science Press, 2009: 31-33 (in Chinese)

[11] 雷震,蒋全兴. 基于遗传算法的转移阻抗测试装置优化设计[J]. 电波科学学报,2007,22(1): 69-72
Lei Zhen, Jiang Quanxing. Optimization design of transfer impedance testing device based on genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Radio Science,2007,22(1):69-72(in Chinese)

[12] 马洪波,段宝岩,王从思. 随机参数反射面天线机电集成稳健优化设计[J]. 电波科学学报,2009,24(6):1065-1070
Ma Hongbo, Duan Baoyan, Wang Congsi. Deformed reflector antenna with random factors and integrated design with mechanical and electronic syntheses[J]. Chinese Journal of Radio Science,2009,24(6):1065-1070(in Chinese)

[13] Nikhil Padhye. Comparison of archiving methods in multi-objective particle swarm optimization[C]//Proceedings of the 11th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. NY: ACM, 2009

[14] Zheng Xiangwei, Liu Hongda. A hybrid vertical mutation and self-adaption based mopso[C]//International Conference on Computers & Mathematics With Applications. Tarrytown, NY: Pergamon Press Inc, 2009: 2030-2038

[15] Coello C A, Pulido G T. Multiobjective optimization using a micro-genetic algorithm[C]//Proc of Genetic and Evolutionary Computation Conference. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001: 274-282

(编　辑:文丽芳)

(上接第 1506 页)

参考文献(References)

[1] Flynn H. Machine learning applied to object recognition in robot search and rescue systems [D]. Oxford, England: University of Oxford, 2009

[2] 黄荣瑛. 机器人视觉系统模糊识别抓取物算法[J]. 北京航空航天大学学报,2009,35(2):197-200
Huang Rongying. Fuzzy recognition and object-capture algorithm for robot vision systems [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2009, 35(2): 197-200 (in Chinese)

[3] Tkach I, Bechar A, Edan Y. Switching between collaboration levels in a human-robot target recognition system [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2011, 41(6): 955-967

[4] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜,等. 多源信息融合[M]. 北京:清华大学出版社,2006:1-13
Han Chongzhao, Zhu Hongyan, Duan Zhansheng, et al. Multi-source information fusion [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006: 1-13 (in Chinese)

[5] Chella A, Frixione M, Gaglio S. Conceptual spaces for computer vision representations [J]. Artificial Intelligence Review, 2001, 16(2): 137-152

[6] Kira Z. Inter-robot transfer learning for perceptual classification [C]// van der Hoek, Kaminka, Lespérance, Luck and Sen. Proc of 9th Int Conf on Autonomous Agents and Multiagent Systems. Toronto: IFAAMAS, 2010: 13-20

[7] Gärdenfors P. Conceptual spaces: the geometry of thought [M]. Cambridge: MIT Press, 2000

[8] 陈鹏,符德江. 物体识别中的视点问题[J]. 心理科学进展,2006,14(1):12-17
Chen Peng, Fu Dejiang. The viewpoint debates in object recognition [J]. Advances in Psychological Science, 2006, 14(1): 12-17 (in Chinese)

[9] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficient graph-based image segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 59(2): 167-181

[10] Bishop C M. Pattern recognition and machine learning [M]. Singapore: Springer, 2006

[11] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 1-27

(编　辑:刘登敏)