



段海滨,北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院教授、博士生导师. 主要研究领域为仿生智能计算、无人机自主飞行控制、计算机仿生视觉. 国家杰出青年科学基金获得者,入选“万人计划”首批青年拔尖人才计划、教育部新世纪优秀人才计划、北京市科技新星计划等,获中国青年科技奖、中国青年五四奖章、全国优秀科技工作者、吴文俊人工智能科技创新奖一等奖、茅以升北京青年科技奖、中国自动化学会首届青年科学家奖等. 担任中国人工智能学会科普工作委员会副主任委员、自然计算与数字智能城市专业委员会委员等.

## 鸽群优化算法研究进展

段海滨, 叶 飞

(北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院, 北京 100083)

**摘 要:** 仿生智能优化一直是智能计算领域的一个热门研究领域,在生命科学、系统科学、控制科学、计算机科学、管理科学和社会科学等学科均已得到了广泛应用. 鸽群优化(pigeon-inspired optimization, PIO)算法是近年来才出现的一种群体智能优化算法,它是受自然界中鸽群自主归巢行为的启发而提出的. 因此,对自然界中的鸽群机制和鸽群优化算法基本原理进行了阐述,介绍了鸽群优化模型,并对其在无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)编队、控制参数优化、图像处理等领域的典型应用进行了评述,最后展望了未来的发展方向.

**关键词:** 鸽群优化; 鸽群归巢; 地标算子

**中图分类号:** TP 301.6

**文献标志码:** A

**文章编号:** 0254-0037(2017)01-0001-07

**doi:** 10.11936/bjtxxb2016090003

## Progresses in Pigeon-inspired Optimization Algorithms

DUAN Haibin, YE Fei

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** In recent years, the bio-inspired intelligent optimization has always been a very popular field of study in intelligence computing and has been widely applied in life science, system science, control science, computer science, management science, sociology and other subjects. The pigeon-inspired optimization (PIO) algorithm is a swarm intelligent optimization algorithm that proposed in recent years, which is inspired by the autonomous homing behavior of pigeons in nature. In this paper, the nature of the pigeons mechanism and flock optimization basic principles are described, and the latest developments of flock optimization model were introduced. The typical applications of unmanned aerial vehicle (UAV) formation, control parameter optimization and image processing were reviewed. Finally, the future development direction was forecasted.

收稿日期: 2016-09-01

基金项目: 航空科学基金资助项目(2015ZA51013)

作者简介: 段海滨(1976—),男,教授,博士生导师,主要从事仿生智能计算、无人机自主飞行控制、计算机仿生视觉方面的研究, E-mail: hbduan@buaa.edu.cn

**Key words:** pigeon-inspired optimization; pigeon homing; landmark operator

仿生智能优化作为一种新兴的演化计算技术已被越来越多的研究者关注和研究,人类通过模拟自然界中生物系统的功能和行为创造出了很多方法、技术和工具,在实际工作的各类问题中得到了广泛应用.近20多年来,国内外众多学者受到自然界中许多自适应优化现象的启发,模拟生物群体机制设计出了蚁群优化(ant colony optimization, ACO)算法、微粒群优化(particle swarm optimization, PSO)算法等多种仿生智能优化算法.

1991年,意大利学者Dorigo等<sup>[1]</sup>通过模拟自然界中的蚂蚁群体觅食行为提出了蚁群优化算法.蚁群优化算法可根据环境的改变对自身的数据库再组织,实现算法求解能力的进化.然而,蚁群优化算法一般需要较长的搜索时间,收敛速度慢,易陷入局部最优.

蚁群优化算法提出后,多种仿自然界生物的群体智能算法集体涌现.1995年,美国学者Kennedy、Eberhart<sup>[2,3]</sup>通过研究自然界中的群体性现象提出了微粒群优化算法.微粒群优化算法在处理复杂的多峰优化问题时,体现出较强的鲁棒性与较快的收敛速度.由于微粒群优化算法的这些优点,该算法自提出后,很快就被广泛地研究和挖掘,并应用于解决各种各样的实际问题.然而,经过近些年对微粒群优化算法的研究发现,它依然存在着传统仿生智能算法固有的缺点——易陷入局部最优解.

鸽子的自主归巢行为,在很长的一段时间里,都是一个未解之谜,吸引了很多研究者去探寻鸽子究竟是如何做到远距离条件下的准确归巢.相关的研究成果多次发表在很多高水平刊物上,包括《Nature》《Science》等顶级学术刊物.研究人员提出鸽子的远距离归巢行为是借助地磁场与地貌景观的双重帮助,通过地磁场判断大致的方向,再依据地貌景观对实际方向进行修正,达到准确锁定位置的目的.

受自然界中鸽子归巢行为的启发,Duan等<sup>[4]</sup>于2014年首次提出了一种基于鸽子归巢行为的新群体智能优化算法——鸽群优化(pigeon-inspired optimization, PIO)算法.虽然自提出至今时间不长,但是这个算法在模型改进和应用方面已经取得了很多研究成果.本文从介绍鸽子自主归巢行为出发,

阐述了鸽群优化算法的机制原理和数学模型,介绍了在无人机编队、控制参数优化、图像处理等领域的典型应用,并对下一步发展方向进行了展望.

## 1 鸽子自主归巢行为

影响鸽子归巢(如图1所示)的主要因素可分为3类,即太阳、地球磁场和地标,并且鸽子在旅程的不同阶段会使用不同的导航工具.英国学者Guilford等<sup>[5]</sup>借助数学模型预测了鸽子会在旅程中的什么阶段切换导航工具.国内外学者通过研究鸽群导航行为发现:当鸽子开始飞行时,大部分时间会依靠类似指南针一样的导航工具;在旅途的中间部分,鸽子会将导航工具切换至地标,同时重新评价自己的路线并进行必要的修正.



图1 归巢中的鸽子

Fig. 1 Homing pigeons

### 1.1 太阳对鸽子导航的影响

美国科内尔大学Keeton<sup>[6]</sup>在试验中将磁铁粘在有丰富飞行经验的鸽子背部,并选择阴天的时候在距离目的地27~50 km的地方释放,结果发现常常会导致鸽子迷失方向,而在晴天的时候,就不会出现这样的情况.英国布里斯托大学Whiten<sup>[7]</sup>认为,太阳也是鸽子的一种导航工具,鸽子的导航能力会因太阳的高度而改变.德国学者Wiltshcko等<sup>[8]</sup>通过实验发现,鸽子在归巢的过程中,似乎是将来自太阳的方向信息与地磁信息结合起来,从而完成导航的.

### 1.2 地磁场对鸽子导航的影响

德国学者Schiffner等<sup>[9]</sup>指出,持续波动的磁场不仅影响鸽子的初始飞行,而且在鸽子整个归巢航行过程中都起着不可忽略的作用.意大利比萨大学Ioale等<sup>[10]</sup>通过实验,将Helmholtz线圈放置在鸽子的脖子和头部,并使用0.14 Hz的频率产生干扰磁

场,结果发现,当人工磁场的振荡是方形时,鸽子初始方向均受强烈影响,而三角形或正弦形的振荡则不会产生影响. 意大利学者 Visalberghi 等<sup>[11]</sup>指出,磁场影响鸽子的归巢. 德国学者 Wiltshko 等<sup>[12]</sup>通过实验确定了在鸟类的上喙结构含有磁感应结构,他们证明了这些结构在鸽子航行中发挥了重要的作用. 北卡罗来纳大学 Mora 等<sup>[13]</sup>就鸽子的磁感应机制进行了研究,认为磁石粒子的信号是通过鼻子经三叉神经反馈给大脑的.

### 1.3 地形地标对鸽子导航的影响

英国牛津大学 Braithwaite 等<sup>[14]</sup>指出,视觉一般不被认为是鸽子用于航行的重要工具,但实验发现,相似的地形会影响鸽子的归巢行为. 英国牛津大学 Biro 等<sup>[15]</sup>通过实验发现,在释放鸽子之前,如果给鸽子 5 min 的时间来熟悉释放地点的地形风貌,可以加快鸽子的归巢过程. 瑞士苏黎世大学 Dell'Araccia 等<sup>[16]</sup>在实验中发现,释放鸽子之前的等待时间,会对鸽子归巢过程中的速度和归巢时间产生积极的影响,并且会缩短鸽子返回释放点附近时的盘旋时间. 他们发现,释放前的等待不仅可提升鸽子归巢的导航能力,也会增加鸽子归巢的动机.

## 2 鸽群优化的数学模型

基于鸽群在归巢过程中的特殊导航行为, Duan 等<sup>[4]</sup>提出了一种仿生群体智能优化算法——鸽群优化算法. 在这个算法中,通过模仿鸽子在寻找目标的不同阶段使用不同导航工具这一机制,提出了 2 种不同的算子模型:

1) 地图和指南针算子 (map and compass operator). 鸽子可以使用磁性物体感知地磁场,然后在头脑中形成地图. 它们把太阳高度作为指南针来调整飞行方向,当它们接近目的地的時候,它们对太阳和磁性物体的依赖性便减小.

2) 地标算子 (landmark operator). 地标算子用来模拟导航工具中地标对鸽子的影响. 当鸽子飞近目的地时,它们将更多依赖附近的地标. 如果鸽子对地标熟悉,将直接飞向目的地. 否则,它们将跟随那些对地标熟悉的鸽子飞行.

在鸽群优化模型中,使用虚拟的鸽子模拟导航过程. 依据地图和指南针算子(如图 2 所示)的原理,初始化鸽子的位置和速度,并且在多维搜索空间中,鸽子的位置和速度在每一次迭代中都会得到更新. 其位置和速度分别记作

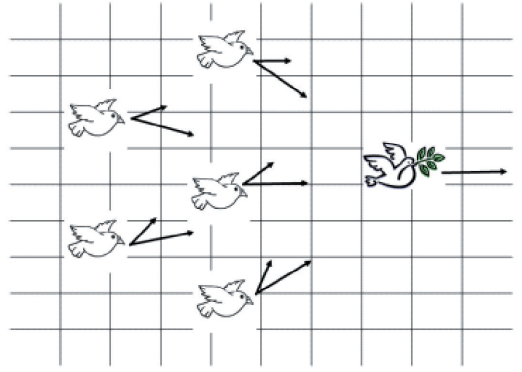


图2 地图和指南针算子模型

Fig. 2 Map and compass operator model

$$\mathbf{X}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$$

$$\mathbf{V}_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]$$

式中  $i = 1, 2, \dots, N$ . 每只鸽子依据

$$\mathbf{V}_i^{N_c} = \mathbf{V}_i^{N_c-1} e^{-R \times N_c} + \text{rand}(\mathbf{X}_{\text{gbest}} - \mathbf{X}_i^{N_c-1})$$

$$\mathbf{X}_i^{N_c} = \mathbf{X}_i^{N_c-1} + \mathbf{V}_i^{N_c} \quad (1)$$

更新其位置  $\mathbf{X}_i$  及速度  $\mathbf{V}_i$ . 式中:  $R$  是地图和指南针因数,取值范围设定成  $0 \sim 1$ ;  $\text{rand}$  是取值范围在  $0 \sim 1$  的随机数;  $N_c$  是目前迭代次数;  $\mathbf{X}_{\text{gbest}}$  是在  $N_c - 1$  次迭代循环后,通过比较所有鸽子的位置得到的全局最优位置. 当该循环次数达到所要求的迭代次数后即停止地图和指南针算子的工作,进入地标算子中继续工作.

如图 3 所示,在地标算子中,每一次迭代后鸽子的数量都会减少一半. 那些远离目的地的鸽子对地标不熟悉,它们将不再有分辨路径的能力,因而被舍去.  $\mathbf{X}_{\text{center}}$  是剩余鸽子的中心位置,将被当作地标,即作为飞行的参考方向,由此依据下列方程:

$$\mathbf{X}_{\text{center}}^{N_c-1} = \frac{\sum_{i=1}^{N^{N_c-1}} \mathbf{X}_i^{N_c-1} F(\mathbf{X}_i^{N_c-1})}{N^{N_c-1} \sum_{i=1}^{N^{N_c-1}} F(\mathbf{X}_i^{N_c-1})}$$

$$N^{N_c} = \frac{N^{N_c-1}}{2}$$

$$\mathbf{X}_i = \mathbf{X}_i^{N_c-1} + \text{rand}(\mathbf{X}_{\text{center}}^{N_c-1} - \mathbf{X}_i^{N_c-1}) \quad (2)$$

对鸽子的位置  $\mathbf{X}_i$  进行更新. 其中

$$F(\mathbf{X}_i^{N_c-1}) = \begin{cases} \frac{1}{\text{fitness}(\mathbf{X}_i^{N_c-1}) + \varepsilon}, & \text{针于最小化问题} \\ \text{fitness}(\mathbf{X}_i^{N_c-1}), & \text{针对最大化问题} \end{cases}$$

$$\text{fitness}(\mathbf{X}_i^{N_c-1}) > 0$$

同样,以上迭代循环至最大迭代次数后,地标算子也停止工作.

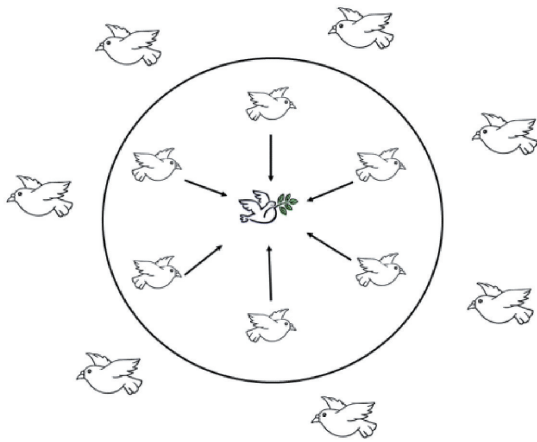


图3 地标算子模型

Fig. 3 Landmark operator model

### 3 典型应用

鸽群优化算法自提出后,在算法改进策略和实际应用方面取得了很多成果,其中包括在无人机编队、控制参数优化、图像处理以及生命科学等多个领域。

#### 3.1 无人机编队

Duan 等<sup>[17]</sup>提出一种基于捕食逃逸鸽群优化的无人机紧密编队协同控制方法。基于人工势场法设计了外环控制器,将无人机紧密编队转化成一种抽象的人造势场中的运动;基于鸽群优化算法设计了内环控制器,进行控制量的优化求解。在遵循鸽群优化基本思想的基础上,对其结构进行调整,并针对基本鸽群优化易陷入局部最优的问题,引入了捕食逃逸机制来改善鸽群优化总体性能。并将所提出的改进鸽群优化算法与基本鸽群优化算法、微粒群优化算法进行了系列对比实验,实验结果验证了文献<sup>[17]</sup>中所提方法的可行性、有效性和优越性。

Zhang 等<sup>[18]</sup>将鸽群优化方法与控制参数时间离散化方法相结合,设计了一种新型多无人机编队控制器,旨在寻找无人机完成某一特定任务的最佳输入参数(包括推力、载荷系数和倾斜角)。通过控制参数时间离散化方法将无人机三维运动模型离散化,进而求得无人机离散化状态方程,结合鸽群优化对目标函数进行极小值优化处理,从而得到编队控制器。文献<sup>[18]</sup>还通过与微粒群优化算法进行仿真结果对比,验证了所设计控制器的有效性并且其性能更优。

#### 3.2 控制参数优化

在经典的比例-积分-微分(proportion integ-

ration differentiation, PID)控制方法中,由于非线性和不确定性等因素的存在,往往会对控制性能产生很大的影响,同时控制参数的选取也会影响控制性能的好坏,因此,对控制参数的优化是十分必要的。Sun 等<sup>[19]</sup>将一种新型最优二次型控制器用于四旋翼姿态控制的设计中,采用了鸽群优化算法对线性二次型控制器参数进行优化。控制器在经过鸽群优化之后便能使得到的控制参数较优,并且四旋翼姿态控制器的快速性和稳定性都能得到改善,保证系统响应在 3 s 内维持稳定,因此,可应用在编队飞行及自主空中加油控制中。

Dou 等<sup>[20]</sup>提出一种新的方法来获取舰载机控制器最优参数,即将鸽群优化用于模型预测控制参数的优化中,可以很快地获取全局最优解,并且通过使用鸽群优化算法,参数的选择会变得更加容易和更有效。通过与微粒群优化算法的结果相比较,表明鸽群优化可以方便地在实践中应用。另外,还利用鸽群优化的方法优化了无人机俯仰速率的响应。

Deng 等<sup>[21]</sup>提出了一种新颖的控制参数的设计方法,通过鸽群优化算法把参数设计问题转变为参数优化问题,用以克服在自动着陆系统中手动调整参数的困难,该方法还通过引入概率系数来解决鸽群多样性的问题。将频率响应的理想曲线和控制系统优化的频率响应曲线之间的差异进行拟合,能够得到内回路参数进而进行计算。高度微分自动驾驶仪和进场动力补偿系统的控制参数可以通过时域线性加权代价函数进行优化。文献<sup>[21]</sup>通过一系列对比实验证明了该方法比其他方法更好。

随着空间技术的飞速发展,轨道航天器编队已经受到国内外学术界和产业界的高度关注。Zhang 等<sup>[22]</sup>提出了一种基于改进鸽群优化方法解决多轨道航天器的最佳编队重构问题。考虑到鸽群优化算法均匀分布的随机搜索存在不足,修改后的搜索模式采用高斯机制。在与基本鸽群优化算法和微粒群优化的比较实验中,验证了该高斯鸽群优化算法的可行性和有效性。

Zhang 等<sup>[23]</sup>在对小型无人直升机的自抗扰控制器参数进行优化时,采用了一种基于莱维飞行的新型鸽群优化算法。基于莱维飞行的新型鸽群优化算法将基本鸽群优化中的 2 个算子进行了改进,将莱维飞行的搜索特性引入到罗盘算子中,并使用莱维飞行将每个鸽子的搜索空间进行扩大,由此在一定程度上克服了基本鸽群优化的缺点——易陷入局部

最优;此外,使用 Logsig 函数对地标算子进行了改进,对算法收敛性的加速起到了促进作用。

### 3.3 图像处理

Duan 等<sup>[24]</sup>将鸽群优化用于回声状态神经网络的参数优化,该方法可用于模糊图像和噪声图像的复原,它被认为是一个能够通过神经网络来解决的映射问题。回声状态网络是递归神经网络的一个简化的训练过程,它被用于估算原始的图像信息,所以参数的选择至关重要。首先使用正交设计策略初始化鸽群优化参数,通过对不同程度和不同类型退化的图像进行复原以测试该图像复原算法的性能,并与多种其他图像复原算法进行对比实验。实验证实,改进的回声状态网络可以获得更好的图像修复效果。此外,正交策略改进的鸽群优化算法的性能比现有的几种仿生优化算法具有更强的适应性。

针对收敛速度慢、求解效率低的问题,Li 等<sup>[25]</sup>通过模拟退火机制改进了鸽群优化,并将其应用到基于轮廓匹配的航拍图像目标检测方法中,提高了目标检测的效率和精度。

### 3.4 其他应用

鸽群优化算法在医学成像分析中也有着广泛应用。滤泡囊肿的特点是在女性卵巢中出现的囊充满液体,往往会因为其数量之多给病人带来极大的痛苦。超声成像系统是一种常用的囊肿诊断工具,目前扫描放射科医生几乎都是采用手动方式跟踪滤泡囊肿。Saranya 等<sup>[26]</sup>提出了一种利用鸽群优化从卵巢图像获得卵泡囊肿的自动检测最佳阈值并提取特征的方法,该方法通过最大化改进大津阈值类间方差的方式有效地获得了阈值。这种自动滤泡囊肿检测系统能够有效减少手工检测的人为错误和病情诊断所花费的时间,通过对比实验验证了该方法,并找到了更好的解决方案,收敛速度也更胜一筹。

Lei 等<sup>[27]</sup>成功地将鸽群优化应用于蛋白质复合物检测技术中。检测蛋白质复合物是了解细胞组织原理的关键。大量证据表明,在蛋白质-蛋白质相互作用 (protein-protein interaction, PPI) 网络,特别是动态蛋白质-蛋白质相互作用网络 (dynamic PPI network, DPIN) 中,具有高密度的子图通常对应于蛋白质复合物。因为具有噪声的基于密度的空间聚类方法 (density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)<sup>[28-30]</sup>具有简单性和能检测不同大小和形状簇的能力,所以该算法已经在许多领域中得到应用。然而,DBSCAN 的性能被 2 个特定

的参数  $\epsilon$  和 Min Pts 所限制,其中: $\epsilon$  表示观察点邻域的最大半径;Min Pts 表示包含在这样的邻域中的数据点的最小数量。为了解决这个问题,Lei 等通过使用鸽群优化算法优化 DBSCAN 中的参数  $\epsilon$  和 Min Pts,开发了名为 P-DBSCAN (pigeon-inspired optimization DBSCAN) 的新方法,以此来检测 DPIN 中的蛋白质复合物。实验结果表明:在诸如准确率和  $F$ -度量等多方面,P-DBSCAN 优于现有蛋白质复合物检测技术。

## 4 研究展望

虽然鸽群优化算法从提出至今才 2 年多的时间,对它的研究也刚刚起步,但在众多领域中已经展现出了它的有效性和优越性,受到了研究者的广泛关注,相关研究成果也出现在一系列学术期刊与会议上,并在一定程度上解决了诸多面向工程需求的复杂优化问题,但算法在某些方面仍有待改进和拓展。

1) 对鸽群优化算法理论基础的进一步研究,包括鸽群优化算法收敛性的分析和证明、鸽群优化算法适用于一般问题的普适性框架的建立、鸽群优化算法参数设置的原则等。目前,对鸽群优化算法的理论研究均借鉴了经验性和直觉性的统计结果,缺少严格的数学论证,其中收敛性的证明可考虑利用马尔科夫链或信息熵进行推理。

2) 综合研究鸽群优化算法各种改进方法之间的内在联系。鸽群优化算法由 2 个相互独立的迭代循环部分组成,目前的改进方法多数局限于将这 2 部分分开研究,缺少对算法的整体改进,包括参数的相互协调、最优配置等,综合使用不同的改进方法将是以后的研究方向之一。

3) 拓宽鸽群优化算法的应用领域。目前,鸽群优化主要用于解决连续性问题,在离散域的组合问题求解上还比较欠缺,有待进一步探究。另外,鸽群优化与其他仿生智能优化算法同属智能计算范畴,在解决大多数复杂工程和科学问题时往往又需要对多目标优化问题求解,因此,利用鸽群优化对多目标复杂优化问题的求解也是一个富有挑战的研究方向。

4) 将鸽群优化算法与其他算法进行融合。鸽群优化算法结构较为简单,易与其他智能算法相结合。可尝试将鸽群优化算法与神经网络、人工免疫算法、人工鱼群算法等相融合,相互补充和促进,进

而增强鸽群优化算法解决复杂问题的能力。

5) 将鸽群优化算法进一步应用在解决实际问题中。正如本文所提到的,目前鸽群优化算法已被应用于很多领域,但大多数研究成果还是局限在仿真验证阶段,或是基于简化的实际约束条件所做的研究,因此,需要充分挖掘鸽群优化算法的应用潜力,加强与实际工程问题的紧密结合,提升其实际应用价值。

6) 鸽群行为机制及应用。鸽群优化算法主要侧重对实际问题的参数进行优化,而自然界中的鸽群导航、避撞等机制有待进一步挖掘,模拟鸽群行为机制的推理、决策以及归纳演绎等智能行为的研究还处于初始阶段,特别是应用鸽群行为机制解决机器人、无人机等协同控制问题是一个非常前景的研究领域。

## 5 结论

1) 本文主要介绍了鸽群导航的行为机制、鸽群优化的基本原理和数学模型。从鸽群导航机制研究入手,阐述了影响鸽群导航能力的内在和外因素,进而引出对鸽群优化算法模型原理的介绍,并综述了近些年鸽群优化在各个领域中的应用进展。

2) 目前,鸽群优化已经在无人机编队、图像处理、控制参数优化等领域有着广泛应用,并在一定程度上解决了诸多基于工程需求的复杂优化问题,且与其他算法相比有着收敛速度快、计算简单、鲁棒性强等显著优势,但在鸽群优化算法的收敛性基础理论和多目标优化等方面仍需要进一步研究,特别是鸽群行为机制的研究,也是一个很有挑战性的研究领域。

## 参考文献:

[1] COLORNI A, DORIGO M, MANIEZZO V. Distributed optimization by ant colonies[C]//Proceedings of the First European Conference on Artificial Life. Paris: Elsevier, 1991: 134-142.

[2] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of 1995 IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia: IEEE, 1995: 1942-1948.

[3] EBERHART R C, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory [C] // Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya, Japan: IEEE, 1995: 39-43.

[4] DUAN H B, QIAO P X. Pigeon-inspired optimization: a new swarm intelligence optimizer for air robot path planning [J]. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2014, 7(1): 24-37.

[5] GUILFORD T, ROBERT S, BIRO D, et al. Positional entropy during pigeon homing II: navigational interpretation of Bayesian latent state models[J]. Journal of Theoretical Biology, 2004, 227(1): 25-38.

[6] KEETON W T. Magnets interfere with pigeon homing[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 1971, 68(1): 102-106.

[7] WHITEN A. Operant study of sun altitude and pigeon navigation[J]. Nature, 1972, 237(5355): 405-406.

[8] WILTSCHKO R, WILTSCHKO W. Clock-shift experiments with homing pigeons: a compromise between solar and magnetic information [J]. Behavioral Ecology & Sociobiology, 2001, 49(5): 393-400.

[9] SCHIFFNER I, WILTSCHKO R. Temporal fluctuations of the geomagnetic field affect pigeons' entire homing flight [J]. Journal of Comparative Physiology A, 2011, 197(7): 765-772.

[10] IOALE P, GUIDARINI D, IOALE P, et al. Methods for producing disturbances in pigeon homing behaviour by oscillating magnetic fields [J]. Journal of Experimental Biology, 1985, 116(1): 109-120.

[11] VISALBERGHI E, ALLEVA E. Magnetic influences on pigeon homing[J]. Biological Bulletin, 1979, 156(2): 246-256.

[12] WILTSCHKO R, SCHIFFNER I, FUHRMANN P, et al. The role of the magnetite-based receptors in the beak in pigeon homing[J]. Current Biology Cb, 2010, 20(17): 1534-1538.

[13] MORA C V, DAVISON M, MARTIN J, et al. Magnetoreception and its trigeminal mediation in the homing pigeon [J]. Nature, 2004, 432(7016): 508-511.

[14] BRAITHWAITE V A, GUILFORD T. Viewing familiar landscapes affects pigeon homing[J]. Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences, 1991, 245(245): 183-186.

[15] BIRO D, GUILF T G, LIPP H P. How the viewing of familiar landscapes prior ORD release allows pigeons to home faster: evidence from GPS tracking[J]. Journal of Experimental Biology, 2002, 205(Pt 24): 3833-3844.

[16] DELL'ARICCIA G, COSTANTINI D, DELL'OMO G, et al. Waiting time before release increases the motivation to home in homing pigeons (Columba livia)[J]. Journal of

- Experimental Biology, 2009, 212(Pt 20): 3361-3364.
- [17] DUAN H B, QIU H X, FAN Y M. Optimal combat coordination control for unmanned aerial vehicle using predator-escaped pigeon [J]. Chinese Science: Technological Sciences, 2015, 45(6): 559-572.
- [18] ZHANG X, DUAN H B, YANG C. Pigeon-inspired optimization approach to multiple UAVs formation reconfiguration controller design [C] // Guidance, Navigation and Control Conference. Yantai: IEEE, 2014; 2707-2712.
- [19] SUN Y B, XIAN N, DUAN H B. Linear-quadratic regulator controller design for quadrotor based on pigeon-inspired optimization [J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2016(6): 761-770.
- [20] DOU R, DUAN H B. Pigeon-inspired optimization approach to model prediction control for unmanned air vehicle [J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2016, 88(1): 108-116.
- [21] DENG Y M, DUAN H B. Control parameter design for automatic carrier landing system via pigeon-inspired optimization[J]. Nonlinear Dynamics, 2016, 85(1): 97-106.
- [22] ZHANG S J, DUAN H B. Gaussian pigeon-inspired optimization approach to orbital spacecraft formation reconfiguration [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2015, 28(1): 200-205.
- [23] ZHANG D F, DUAN H B, YANG Y J. Active disturbance rejection control for small unmanned helicopters via Levy flight-based pigeon-inspired optimization [J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2016, in Press. doi: 10.13140/RG.2.213402.54728.
- [24] DUAN H B, WANG X H. Echo state networks with orthogonal pigeon-inspired optimization for image restoration[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 27(11): 2413-2425. doi: 10.1109/TNNLS.2015.2479117.
- [25] LI C, DUAN H B. Target detection approach for UAVs via improved pigeon-inspired optimization and edge potential function [J]. Aerospace Science and Technology, 2014, 39: 352-360.
- [26] SARANYA R, MAHEWARE S U. A novel pigeon inspired optimization in ovarian cyst detection [J]. Current Medical Imaging Reviews, 2016, 12(1): 43-49.
- [27] LEI X J, DING Y, WU F X. Detecting protein complexes from DPINs by density based clustering with pigeon-inspired optimization algorithm [J]. Science China Information Sciences, 2016(7): 1-14.
- [28] TAN J H, ZHANG J, LI W. An improved clustering algorithm based on density distribution function [J]. Computer & Information Science, 2010, 3(3): 23-29.
- [29] BI F M, WANG W K, CHEN L. DBSCAN: density-based spatial clustering of applications with noise [J]. Journal of Nanjing University, 2012, 48(4): 491-498.
- [30] SANDER J, ESTER M, KRIEGEL H P, et al. Density-based clustering in spatial databases: the algorithm GDBSCAN and its applications [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 169-194.

(责任编辑 梁洁)