

从群体智能到多无人机自主控制

段海滨 北京航空航天大学飞行器控制一体化技术国家级重点实验室

自然界一直是人类创造力的丰富源泉，人类认识事物的能力来源于与自然界的相互作用之中。自然界中的许多自适应优化现象不断给人以启示：生物体和自然生态系统可通过自身的演化就使许多在人类看起来高度复杂的问题最终得到完美的解决。本文首先介绍自然界中典型的群体行为，包括群居性的昆虫（蚂蚁、蜜蜂）、鸟、鱼以及细菌。自然界中广泛存在着协调有序的大规模群体运动行为，为群体智能（Swarm Intelligence, SI）的产生与发展提供了丰富的思想源泉。然后，介绍了群体智能的基本概念、特征以及目前存在的两个主要研究领域。接着，从生物群体谈到了多无人机（Unmanned Aerial Vehicles, UAVs）的自主控制，分析了无人机自主控制的基本内涵和自主能力等级划分，阐述了群体智能与多无人机自主控制之间的映射关系。最后，简要介绍了国内外多无人机自主控制方面的代表性进展。

一、自然界中典型的群体行为

自然界中的个体聚集时往往能够形成协调、有序，甚至令人感到震撼的运动场景^[1]。比如在宏观上，天体（恒星、行星、星云等）之间的聚集成星系的运动，大气层中的水汽聚集形成大气运动。在生物界，水中成群游动的鱼，纷乱而

有序地随着洋流和食物忽东忽西，整齐划一地行进；而当鱼群遇到攻击的时候，倏忽聚散，展现出十分严密的分工协作；欧椋鸟在迁徙过程中往往会聚集成巨大的队形，有时甚至会包含上百万只鸟，庞大的鸟群集体翱翔，在空中形成动态激荡又迷幻的场景。在微观上，细菌等微生物以及人类的黑色素细胞也会进行群集运动。总之，无论是在生命体，还是在非生命体的世界中，都广泛存在着类似的大规模群体运动场景，这些由大量相互联系的、不断运动的个体组成的系统表现出了丰富多彩的群集行为。

1、蚂蚁

蚂蚁是一种既渺小而又平常的社会性昆虫。尽管蚂蚁个体比较简单，但整个蚂蚁群体却表现为一个高度机构化的社会组织，在许多情况下能完成远远超过蚂蚁个体能力的复杂任务^[2, 3]。自然界中的蚂蚁在环境中释放出一种化学刺激物——信息素。通过信息素的作用，蚁群能够找到食物源和巢穴之间的最短路径。蚂蚁不仅可以检测出信息素的含量，而且可以根据信息素的浓度确定其前进的方向。信息素随时间的推移逐渐挥发，蚂蚁走过的路径上信息素浓度会不断得到加强，进而促使更多蚂蚁选择该路径。大量的蚂蚁个体通过这种简单的信息交流，实现了正反馈的信息学习机制，因而能够快速找到从食物源到巢穴的



图1 蚂蚁群体



图2 蜜蜂群体

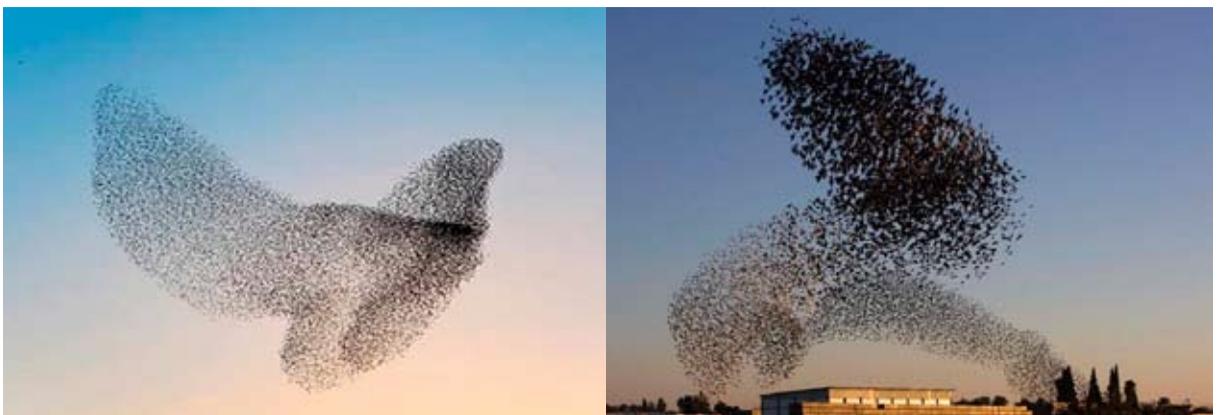


图3 鸟群

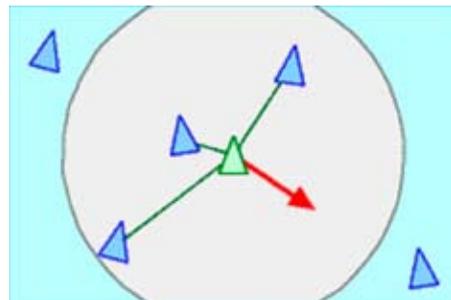
最短路径（如图1所示）。

2、蜜蜂

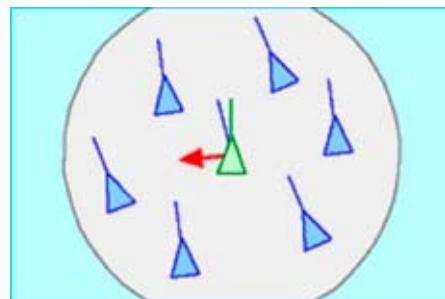
生物学家K. Frisch教授发现，虽然自然界中各社会阶层的蜜蜂只能完成单一的任务，但是蜜蜂通过摇摆舞、气味等多种信息交流方式，使得整个蜂群总是能很自如地发现优良蜜源（或花粉），实现自组织行为^[4]，K. Frisch教授也正是靠他研究蜜蜂行为取得的成果而获得了1973年的诺贝尔生理学 and 医学奖。蜂巢中的一部分蜜蜂作为采蜜蜂，它们不断并随机地在蜂巢附近寻找蜜源^[5,6]。如果这些采蜜蜂发现了花蜜超过某个阈值的蜜源，则飞回蜂巢并用摇摆舞告知其他蜜蜂。摇摆舞是蜜蜂之间交流信息的一种基本形式，它传达了有关蜂巢周围蜜源的重要信息（如蜜源方向及离巢距离等），其他蜜蜂利用这些信息准确评价蜂巢周围的蜜源质量。当采蜜蜂跳完摇摆舞之后，就与巢中的一些同伴一起飞回原先找到的蜜源采蜜。跟随采蜜蜂的蜜蜂数量取决于蜜源质量。以这种方式，蜂群能快速且有效地找到花蜜。蜜蜂采蜜通常要先判断蜜源质量。如果在采集该蜜源之后，其花蜜质量仍然很高，它们会回到蜂巢继续通过摇摆舞招募更多的同伴去采蜜（如图2所示）。

3、鸟

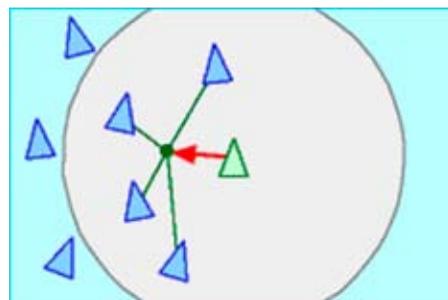
在众多类型的生物群集行为中，鸟群有组织的群集飞行行为是一种最容易观察，同时又极具研究价值的生物学现象^[7,8]。鸟群在迁徙或者归巢中飞行得十分协调，时而向左，时而旋转，时而如万马腾空跳跃，在空中呈现出蔚为壮观的景象（图3）。鸟群在作“V”字形飞行时，把翅膀放在同伴飞行产生的气流之上，可以很大程度上节省体力。在鸟群中常由一只或几只有经验的头鸟带路，头鸟凭借其丰富的经验为鸟群提供食源、水源等的可靠信息。大量鸟类集合在一起的时



(a)



(b)



(c)

图4 鸟群的行为规则：(a)分离；(b)速度匹配；(c)聚集

候，要比单独一只或少量鸟聚集时更容易发现敌害。在鸟群飞行或栖息时，只要有一只鸟发现敌害，它就会很快将这个信息以一传十、十传百的方式传递给所有的鸟，鸟群就会立即采取应急的对策，或者迅速逃跑，或者一起鸣叫，将敌害吓退。总之，鸟群在群体飞行中，通过个体间的交互作用，在集体层面上呈现出具有自组织性、协作性和群体的稳定性以及对环境的适应能力的有序行为，并达到共同抵御捕食者、更高效地搜索

资源或捕食和加强整体决策能力的效果（如图3所示）。

通过对鸟群迁徙行为的观察，C.Reynolds认为鸟能感知周围一定范围内邻近个体的飞行信息^[9]，在每一时刻做出的飞行决策都要遵循三条简单的行为规则，即避免碰撞、速度一致、以及向群体中心聚集（如图4所示）。

4、鱼

鱼在单独游动时是盲目的，捕食和躲避攻击都是缺乏保证。而在鱼群中，只要有一条鱼发现了食物，整群鱼都会得到信息，体现出了集体觅食的效果（如图5所示）。而当有捕食者接近的时候，鱼群边缘的鱼就会有快速逃避的行动，并带动整个鱼群产生倏忽的散聚^[1]。研究发现，鱼是通过观察同伴身体两侧的侧线，来调节自己的游向和速度，进而维持相互之间的适当距离，以此便形成了整个鱼群特定的自组织方式。对于捕食者来说，大量鱼群的聚集既是个诱惑，又是个陷阱。鱼群闪动的鳞光，会起到干扰和分散捕食者注意力的效果；同时，当近处的鱼快速逃避的时候，会使捕食者误以为远处的鱼还未发觉，但是

鱼群内部的侧线反馈机制使远处的鱼逃避更快，使得捕食者很难捕捉住食物。

5、细菌

细菌在营养猎求与繁殖中同样不是以单个细胞进行，细菌之间也存在信息交流，即“群体感应”，这使得细菌具有协调的生理行为^[10]。作为一个整体，细菌迁移至一个更加舒适的环境或营养更为充足的地方，需要探测附近是否有“敌友”时，每个细菌个体都会向周围环境中释放一个分子。敌人或朋友在感应到这些分子之后，便会前来“应战”或“聚会”。成员越多，自然就更容易引来敌人或朋友（如图6所示）。烦扰人类几个世纪的霍乱、肺炎，以及食物中毒，就是各种细菌召唤朋友聚会的后果。各种细菌在自己的地盘上各司其职，相互配合，促进细菌群体的稳定。

二、什么是群体智能？

自然界的各种群体现象表现出了分布式、协调、自组织、稳定、智能涌现等特点，而群体智能的概念正是来自对自然界中生物群体的观察，

图5 鱼群



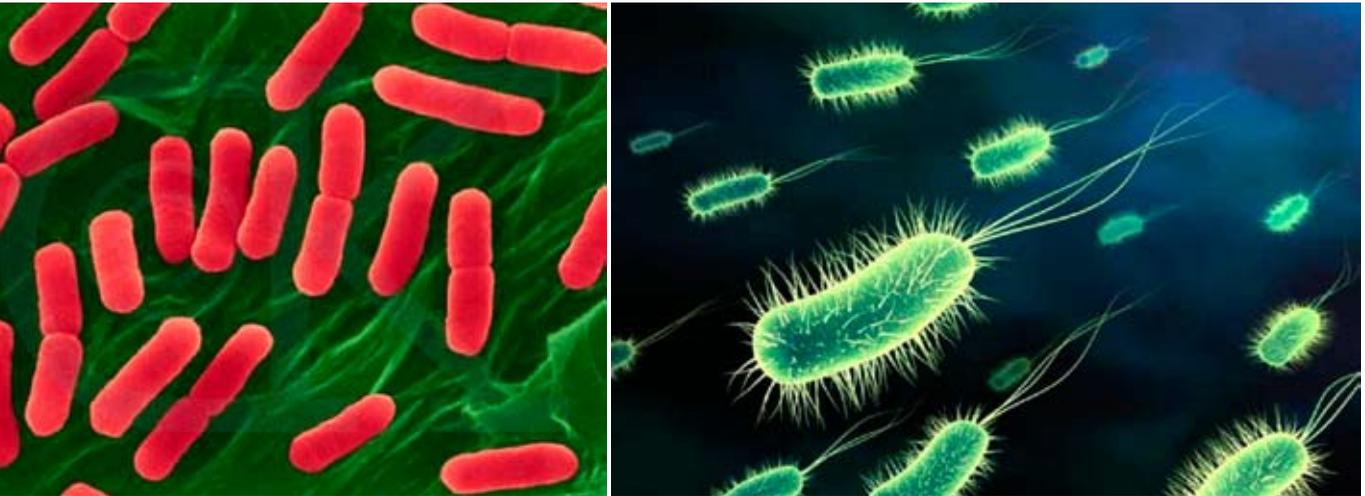


图6 细菌群体

指的是受群居性动物集体行为启发,用于设计问题求解算法和分布式系统的理论与方法^[2]。

M. Millonas教授在研究群居动物的行为时,系统性提出了群体智能行为应该遵循的五条基本原则^[11],分别为:(1)邻近原则,群体能够进行简单的空间和时间计算;(2)品质原则,群体能够响应环境中的品质因子;(3)多样性反应原则,群体的行动范围不应该太窄;(4)稳定性原则,群体不应在每次环境变化时都改变自身的行为;(5)适应性原则,在所需代价不太高的情况下,群体能够在适当的时候改变自身的行为。这些原则说明实现群体智能的智能主体必须能够在环境中表现出自主性、反应性、学习性和自适应性等智能特性,而群体智能的核心即为由众多简单个体组成的群体能够通过相互之间的简单合作来实现某一功能,完成某一任务。

群体中不存在中心控制,生物个体间的相互合作是分布式的,因而它更能够适应当前网络环境下的工作状态,并且具有较强的鲁棒性,即不会由于某一个或某几个个体出现故障而影响整个群体的稳定。群体中的每个成员都只能感知局部

信息,不能直接拥有全局信息,并且群体中每个个体的能力或遵循的行为规则非常简单,因而群体智能实现起来更加简单方便。群体中的各成员之间有时会通过非直接通信的方式进行合作,因而随着个体数目的增加,通信开销的增幅较小,也就具备了较好的扩展性。

现有的对群体智能的研究,大都是从某种由大量生物个体表现出的群体行为出发,从中提取模型或者建立规则,进而提出算法解决实际问题。群体智能研究的一个热点研究领域是以蚁群、鸟群等为生物基础所提出的蚁群优化算法^[12]和粒子群优化算法^[13]为代表,这类算法侧重于个体解之间的交互,通过不断的交互、调整对解空间的适应,找到问题更好的解,主要用于连续域和离散域的各类优化问题的求解^[14]。另一个群体智能的热点研究领域则包括了多运动体系统(如地面机器人、智能车辆、无人机、卫星、无人艇等)的分布式自主协调控制,受群体智能的启发,借鉴生物群体的智慧,将群体智能应用到多运动体系统智能自主控制中,通过设计合适的分布式自主控制算法,使整个多运动体系统自主呈

现出协调有序的智能行为^[15, 16, 17]。

如今，群体智能已经成为一个备受关注的研究热点和前沿性课题，近些年一直有大量有价值的研究成果陆续发表在许多国际知名学术期刊上（包括顶级国际期刊《Nature》和《Science》），从而使群体智能展现出勃勃生机和广阔的发展前景。

三、从生物群体映射到无人机群体

通过模拟蚁群、鸟群、蜂群、鱼群等生物群体智能行为，而形成的多平台分布式自组织控制方面的研究，采用了自底向上的数据驱动和建模方法，将简单对象聚成大集合，通过简单平台主体的协调合作来实现全局的智能行为，从而具有了生物群体那样的协调、鲁棒等优势。构成群体的智能平台可以是机器人、智能车辆、水面或水下舰艇，也可以是无人机、人造卫星等，其中多无人机集群的智能控制尤其受到人们的重视^[18]。

美军著名的“虫群”战术就是受到了蚂蚁群体行为的启发，目的是使战场上各个分散行动的小组为了同样一个目标各显神通，最快最早成功的那个小组的行动模式将马上被推广到全军行动，“虫子”可以是蚂蚁、蜜蜂，也可以是无人机、智能车辆或是步兵。在“虫群”战术的指引下，美陆军提出了无人机的“蜂群”战术。在未来战争上，携带导弹、制导炸弹等空战武器的无人机群通过数据链或者卫星信道可获得同一目标坐标并对同一目标实施饱和攻击，就形成了一个可遮蔽一定空域的火力群——“蜂群”。敌方对无人机群难以全部定位和摧毁，因而对“蜂群”所实施的饱和攻击难以全面防御；同时，“蜂群”在饱和攻击中较容易突破严密的防御体系，对敌关键目标实施致命打击。

无人机是一种有动力、可控制、能携带多种

任务设备、执行多种任务，并能重复使用的无人飞行器，也是一种充分利用信息技术革命成果而发展的高性能信息化平台。无人机不仅可广泛用于通讯、气象、灾害监测、农业、地质、交通等多个民用领域，而且还可应用于智能监控和侦察、人工干扰、诱饵、网点通信、对敌防空压制、攻击机/巡航导弹防御、目标攻击、空空作战、边境巡逻等军事领域。无人机的“自动控制”与“自主控制”的主要区别就在于：“自动控制”是系统精确地按照程序执行任务，而系统本身并没有选择与决策的能力；而“自主控制”则需要无人机自身在必要的时刻做出决策^[19]。因此，无人机自主控制应该使无人机具有自治的能力，必须能够在不确定性的对象和环境条件下，在无人参与的情况下，持续完成必要的控制功能。根据美国空军研究实验室的定义，无人机自主控制能力分为如图7所示的10个等级，包括单机自主（遥引导、实时故障诊断、故障自修复和环境自适应、机载航路重规划）、多机自主（多机协调、多机战术重规划、多机战术目标）、机群自主（分布式控制、机群战略目标、群集全自主）^[20,21]。

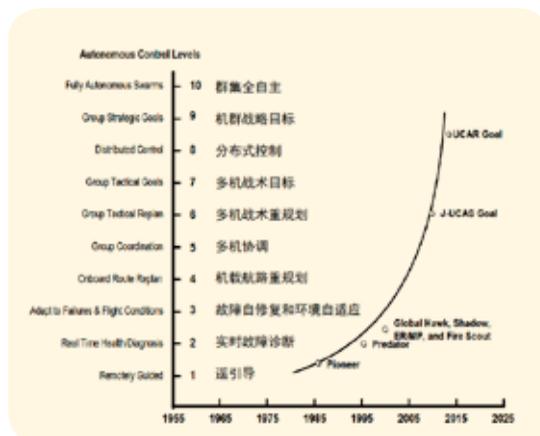


图7 无人机自主等级划分及美军无人机自主能力进展

随着无人机单机自主性、机载计算能力及信

息技术的不断发展,无人机必将朝着网络化、分布式、自主协同控制的方向发展,而不同任务和类型的异构多无人机自主协同以及有人/无人自主协同也是无人机自主控制的发展目标。如图8所示,面向智能化和自主化发展的无人机技术,由单无人机控制向着多无人机控制,由集中式控制向着分布式控制发展,而最终要使多无人机组成的群体系统能够像自然界的蚁群、鸟群等一样协调有序的进行决策、运动。通过多无人机集群自主控制的实现,使得大量具备有限自主能力的无人机平台组成的多无人机群体能够自主地飞向任务区域,同时避免无人机之间的相互碰撞,而且整个多无人机群体可以自主处理任务指令,并使用视觉感知等人工智能的手段来探测、定位环境中的障碍或者目标。

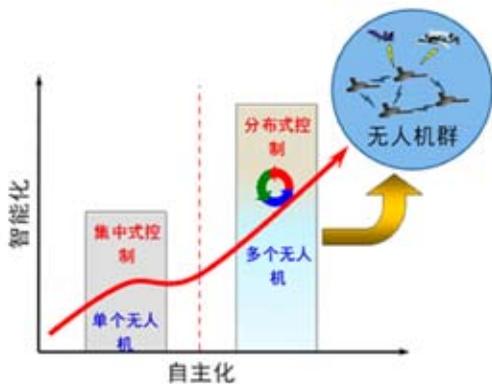


图8 无人机发展趋势

多无人机自主控制技术借鉴了自然界中群体智能的自组织机制,使具备有限自主能力的多无人机在没有集中指挥控制的情况下,通过相互信息交互产生整体效应,实现较高度度的自主协作,从而能在尽量少的人员干预下完成预期的任务目标^[22, 23]。表1给出了群体智能与多无人机系统的对照关系,而群体智能中所体现出的智能涌现特点与复杂战场环境下对多无人机自主控制的要求是相符的。首先从实现方式来看:群体生物

在运动中,每一个体都要感知邻近个体的信息,并相应地调整自身速度;多无人机集群飞行中,单个无人机同样需要进行通信及环境信息感知,并借助外部和自身的信息自主决策;二者实质上都是分布决策。其次从结果或者需求上来看,群体生物通过分布决策,最终使得整个群体从宏观上涌现出自组织、协调、稳定及对环境的适应;而多无人机系统则是通过分布决策实现能够组织完善、高度协调、强鲁棒的集群飞行。

表1 群体智能与多无人机系统的对照关系

	群体智能	多无人机系统
行为主体	生物个体	无人机
行为空间	活动空间(食物区域、巢穴等)	任务区域(搜索或侦察区域等)
具体行为	觅食、归巢、洄游、捕猎等	聚集、编队飞行、搜索等

四、多无人机自主控制的代表性研究

多无人机集群自主控制要求在没有集中指挥的情况下,协调具备有限自主能力的多架无人机,通过相互信息交互产生整体效应,从而能在尽量少的人员干预下完成预期的任务目标。多无人机自主控制的主要研究内容为无人机之间的交互、通信、协作、控制等,这些都可以从群体智能中得到启示。

比利时布鲁塞尔自由大学IRIDIA实验室的M. Dorigo教授在对蚂蚁、蜜蜂的分工、搬运、筑巢等行为的研究中,发现了社会性昆虫的自组织和自组装能力。以此为理论基础, M. Dorigo教授首先提出了著名的蚁群优化算法,用人工蚂蚁来模仿自然蚂蚁,在走过的路径上留下信息素,为解决各种寻优问题提供了一种新的方法。该算法已被成功地应用在很多复杂的组合优化问题上。

此后，M. Dorigo教授又展开了群体机器人自组织、自组装以及协作的研究，值得一提的是他主持的Swarm-bots项目^[24, 25]。该项目是为了研究一种设计和实现自组织和自组装人工物的新方法，具体目标是建立一个由多个简单便宜的、类似昆虫的机器人群体，使之具有自组织和自组装的能力来适应环境。M. Dorigo主要以地面的微小型移动机器人群为实验平台，但是后期也引入了无人机对地面机器人进行监视（如图9所示）。



图9 M. Dorigo团队的Swarm-bots与多无人机的异构协同验证

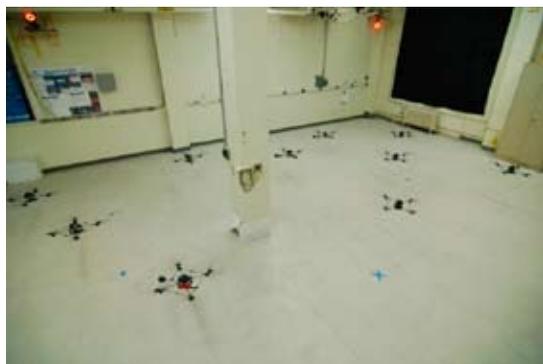


图10 J. How团队的多无人机自主飞行验证

美国麻省理工学院的J. How教授领导的研究小组对无人机平台和任务的健康管理、面向多无人机操控的实时任务管理系统以及支持全天候任务执行的操控接口等问题展开研究^[26]，使多无人机系统具备在动态环境中持续执行预先制定任务的能力（如图10所示）。该研究小组通过10架四旋

翼无人机系统的300余次测试验证了多无人机群集自主飞行的可行性。

美国宾夕法尼亚大学的V. Kumar教授控制16~20架小型四旋翼无人机在室内组成各种形状的飞行集群（如图11所示）。整个多无人机系统具有协同飞行、轨迹规划、规避障碍等能力，仅需一名操控员就能指挥一群无人机，而不必每架无人机都要由一人或数人遥控^[27]。多无人机群体系统不仅具有了像鸟群一样的稳定飞行、避障、着陆、翻转和目标识别等功能，还能够实现多无人机编队的协同工作，具有极强的控制稳定性和鲁棒性。



图11 V. Kumar团队的多无人机集群飞行验证



图12 B. M. Chen团队在新加坡航展上用无人机书写毛笔字

新加坡国立大学的B.M. Chen教授长期从事固定翼以及旋翼式无人机自主控制方面的研究，利用室内导航和相关视觉算法实现了无人机的自主飞行，他们还在无人机上安装了激光测距仪用以

实现对障碍物的规避。在2014年2月的新加坡航空展上，他带领的团队展示了多架无人机根据程序自主书写毛笔字的精彩表演（如图12所示）。

瑞士科学家S. Hauer及其研究团队主持的SMAVNET项目利用固定翼无人飞行器作为实验平台^[28]，成功地利用Reynolds模型中的“聚集”、“避撞”、“并列”三条准则实现了多无人机自主群集编队任务。小型固定翼飞行器（如图13所示）较之无人地面机器人或旋翼飞行器，需要始终保持一定的向前飞行的速度，并且无法进行大角度的急转弯；另外由于受机载设备条件所限，其通信范围受限。S. Hauer团队将各无人机保持在不同高度以防止无人机间发生碰撞，最终成功实现了Reynolds群体运动三准则^[29]。



图13 S. Hauer团队的多无人机自主编队飞行验证

匈牙利罗兰大学T. Vicsek教授带领的团队为了获取鸽群的飞行轨迹，在鸽子身上安装了高精度轻型GPS设备^[30, 31]。通过对数据的分析，发现不同的鸽子在选择飞行方向时存在特征延迟时间，表明每一对鸽子之间都存在着引领与跟随的角色，即鸽群内部有着明确的层次等级结构网络

（如图14所示）。正是这样一个复杂的等级结构

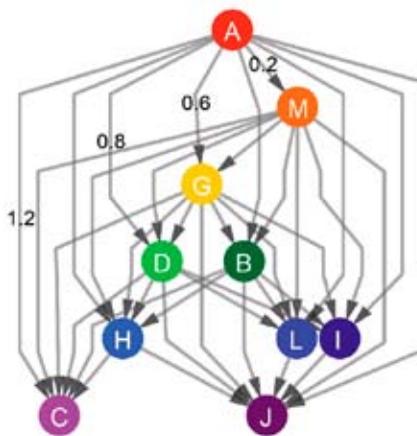


图14 鸽群内部的层级引领网络

网络，建立起鸽子个体之间紧密的关系，从而让整个鸽群呈现出令人惊叹的特技表演。基于对鸽群内部通信结构的研究，T. Vicsek教授首次实现了如图15所示的多架四旋翼无人机的室外分布式完全自主编队飞行。室外完成编队飞行任务无法使用精度相对较高的室内定位技术，因此T. Vicsek团队使用GPS作为位置测量装置。所有无人机均处于同一水平高度，借助改进的自推动粒子运动机制，实现自主的避障、编队飞行、队形重构等任务。类似于生物群体不受到中心控制节点的指挥一样，在T. Vicsek的无人机群集中同样无



图15 T. Vicsek团队的多无人机室外自主编队飞行验证

需地面站或者其他集中式数据处理与控制单元，而所有的计算过程均由各个无人机上的机载计算机完成^[32, 33]。

我们国家近几年对于多无人机自主控制方面，先后设立了国家973计划、国家863计划、国家自然科学基金、探索一代、装备预研等系列项目。笔者所在的仿生自主飞行系统研究组多年来一直从事群体智能及其在多无人机自主控制方面的研究工作，并在2014年获批了国家自然科学基金重点项目（61333004）的资助，正在开展“基于群体智能的多无人机编队自主协调及验证”的项目研究（如图16所示）。通过多无人机编队自主协调，可将复杂的任务拆分为若干简单的任务，通过任务分配和协调控制由编队中的不同无人机执行，使作战和侦查任务能够更加高效可靠地执

行。相较于单机飞行，它可更加有效提高飞行气动效率以及任务执行效率。但是多无人机编队带来的通信拓扑、控制框架和稳定性等新问题，需要选择合适的控制策略来解决。目前对多无人机协调控制方面的研究缺少面向能够集成多种协调机制，适合多种协调任务的通用的结构和方法。传统方法很难适应信息不完全、环境不确定、任务复杂、高动态的态势，我们在项目中巧妙利用群体智能的动态性、自组织性、并行性、协调性、强鲁棒性等特点与未来复杂任务环境要求相符这一特点，开展了基于群体智能的多无人机编队自主协调验证研究，相关成果也为用群体智能解决其它复杂问题提供有意义的探索和借鉴。

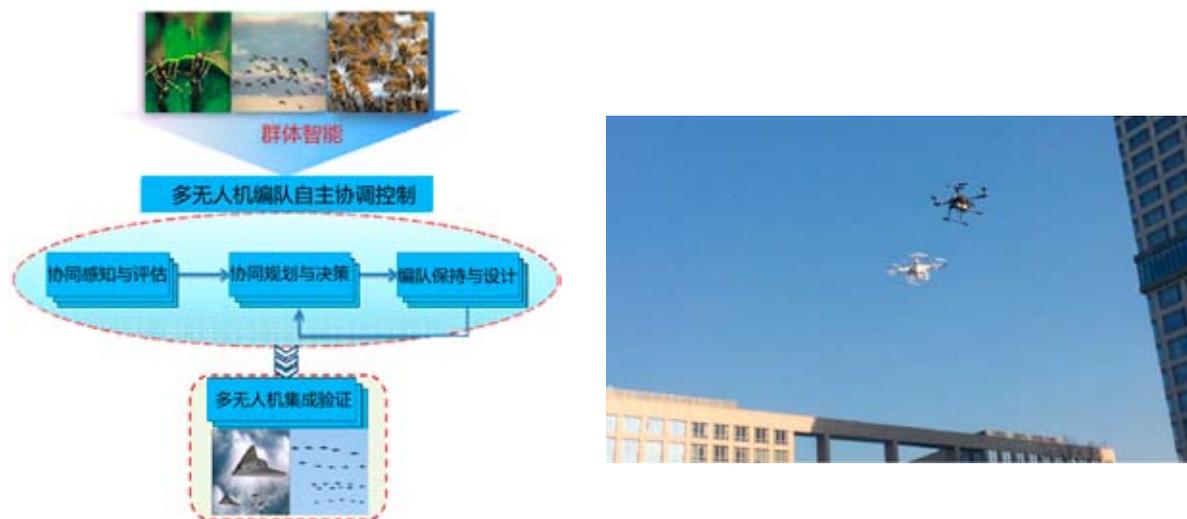


图16 笔者研究组的群体智能多无人机协同编队架构及平台验证

五、结语

采用群体智能对多无人机自主控制技术进行研究和应用，可提高无人机系统的自治能力，受群体智能启发而展开的多无人机协调控制技术研究正处于快速发展阶段。随着对无人机自主能力需求的不断提高，多无人机自主集群飞行必将成为未来无人机系统应用的重要样式。群体智能在没有集中控制、不提供全局信息的前提下，为寻找复杂问题的解决方案提供了新的思路。针对各种复杂威胁环境，将群体智能应用于解决多无人机编队自主协调控制问题，对于极大提高执行任务的有效性有重要意义，特别是在战场环境下，可大大提高无人机的生存概率。可以预见，随着生物医学、脑神经科学与控制科学的不断交叉和深度融合，必将在群体智能以及多无人机自主控制这两个热点研究领域产生出更为丰硕的成果。

参考文献

- [1] Vicsek T, Zafeiris A. Collective motion, *Physics Reports*, 2012, 517(3-4): 71-140.
- [2] Bonabeau E G, Dorigo M, Theraulaz G. Inspiration for optimization from social insect behavior. *Nature*, 2000, 406: 39-42.
- [3] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用. 北京: 科学出版社, 2005.
- [4] Fathian M, Amiri B, Maroosi A. Application of honey bee mating optimization algorithm on clustering. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, 190(2): 1502-1513.
- [5] Karaboga D, Basturk B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization artificial bee colony (ABC) algorithm. *Journal of Global Optimization*, 2007, 39(3): 459-471.
- [6] 段海滨, 张祥银, 徐春芳. 仿生智能计算. 北京: 科学出版社, 2011.
- [7] Cavagna A, Cimarelli A, Giardina I, et al. Scale-free correlations in starling flocks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2010, 107(26): 11865-11870.
- [8] Usherwood J R, Stavrou M, Lowe J C, et al. Flying in a flock comes at a cost in pigeons. *Nature*, 2011, 474(7352): 494-497.
- [9] Reynolds C. Flocks, birds, and schools: a distributed behavioral model. *Computer Graphics*, 1987, 21: 25-34.
- [10] Passino K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control. *IEEE Control Systems Magazine*, 2002, 22(3): 52-67.
- [11] Millonas M. Swarm, phase transitions, and collective intelligence. In Langton C G, Ed., *Artificial Life III*. Addison Wesley, Reading, MA. 1994.
- [12] [12] Dorigo M, Maniezzo V, Colorni A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B*, 1996, 26(1): 29-41.
- [13] Eberhart R C, Shi Y. Particle swarm optimization: Developments, applications and resources. *Proceedings of Congress on Evolutionary Computation*, 2001: 81-86.
- [14] 段海滨, 孙昌浩, 史玉回. 群体智能研究进展, 中国自动化学会通讯, 2013, 34(3): 65-74.
- [15] Swain D T, Couzin I D, Leonard N E. Real-time feedback-controlled robotic fish for behavioral experiments with fish schools. *Proceedings of the IEEE*, 2012, 100(1): 150-163.
- [16] Olfati-Saber R. Flocking for multi-agent dynamic systems: algorithms and theory. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2006, 51(3): 401-420.
- [17] Tanner H G, Jadbabaie A, Pappas G J. Flocking in fixed and switching networks. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2007, 52(5): 863-868.
- [18] E. Marris. Fly and bring me data. *Nature*, 2013, 498: 156-158.
- [19] 王英勋, 蔡志浩. 无人机的自主飞行控制. *航空制造技术*, 2009, 8: 26-31.
- [20] 陈宗基, 魏金钟, 王英勋, 等. 无人机自主控制等级及其系统结构研究. *航空学报*, 2011, 32 (6): 1075-1083.
- [21] Office of the Secretary of Defence. *Unmanned Aircraft Systems Roadmap 2005-2030*, 2005.
- [22] Duan H B, Shao S, Su B W, et al. New development thoughts on the bio-inspired intelligence based control for unmanned combat aerial vehicle. *Science China Technological Science*, 2010, 53(8): 2025-2031.
- [23] Duan H B, Li P. *Bio-inspired Computation in Unmanned Aerial Vehicles*, Springer, Berlin Heidelberg, 2014.
- [24] Mondada F, Gambardella L M, Floreano D, et al. The cooperation of swarm-bots: physical interactions in collective robotics. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2005, 12(2):21-28.
- [25] <http://www.swarm-bots.org/>
- [26] How J P, Bethke B, Frank A, et al. Real-time indoor autonomous vehicle test environment. *IEEE Control Systems Magazines*, 2008, 28(2): 51-64.
- [27] Kushleyev A, Mellinger D, Powers C, Kumar V. Towards a swarm of agile micro quadrotors, *Autonomous Robots*, 2013, 35(4): 287-300.
- [28] <http://lis2.epfl.ch/CompletedResearchProjects/>

SwarmingMAVs/

- [29] Hauert S, Leven S, Varga M. Reynolds flocking in reality with fixed-wing robots: communication range vs. maximum turning rate. Proceedings of the 2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. San Francisco, CA, USA, September 25–30, 2011, pp. 5015–5020.
- [30] Nagy M, Ákos Z, Biro D, et al. Hierarchical group dynamics in pigeon flocks [J]. Nature, 2010, 464(7290): 890–893.
- [31] Nagy M, V á s ú rhelyi G, Pettita B, et al. Context-dependent hierarchies in pigeons. Proceedings of the National Academy of the Sciences of the United States of America, 2013, 110(32): 13049–13054.
- [32] <http://www.nature.com/news/autonomous-drones-flock-like-birds-1.14776>
- [33] Vir á gh C, V á s ú rhelyi G, Tarcai N, et al. Flocking algorithm for autonomous flying robots. Bioinspiration & Biomimetics, 2014, 9(2): 025012.