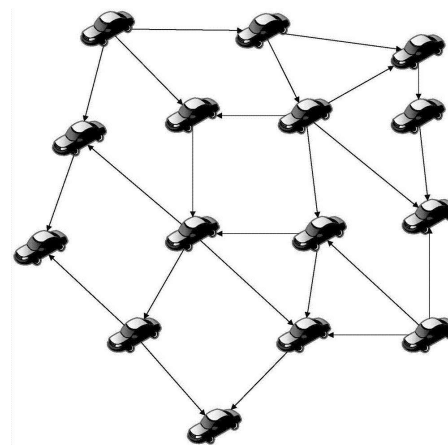




多智能体无人系统





课件目录

- 第一章：认识无人驾驶系统
- 第二章：无人驾驶系统的定位方法以及传感器的应用
- 第三章：深度学习和无人驾驶视觉感知
- 第四章：迁移学习和强化学习在无人驾驶中的应用
- 第五章：无人驾驶的规划
- 第六章：车辆模型和高级控制
- 第七章：无人驾驶的平台介绍和系统安全
- **第八章：多智能体无人系统**

参考资料：

《第一本无人驾驶技术书》（刘少山等）

《无人系统基础》（杨光红等）



目录

CONTENT

8.1 多智能体控制概述

8.2 图论及在多智能体控制中的应用

8.3 人工势场法及在多智能体控制中的应用

8.1 多智能体控制概述

自然界中的协同合作

生物群体中的个体通过局部感知和简单的行为交互，使整个群体在宏观上涌现出复杂、强大的智能行为，即群体智能，如远距离迁徙、协同搬运、围捕等。

利用上洗气流



鸟群协同迁徙

以小博大



蚁群协同搬运

以弱胜强



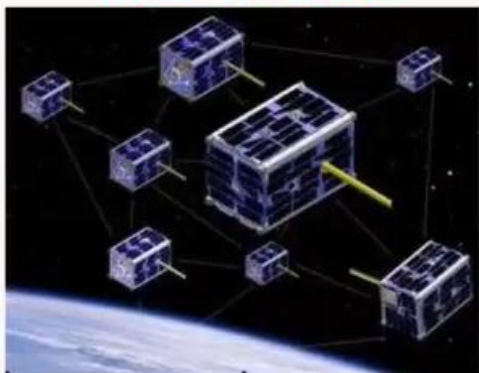
狼群协同围捕

8.1 多智能体控制概述

军事领域中的集群系统及集群智能

微纳卫星集群探测

形成虚拟大卫星



多无人机蜂群攻击

饱和攻击无孔不入



多无人车协同封控

区域高效封控

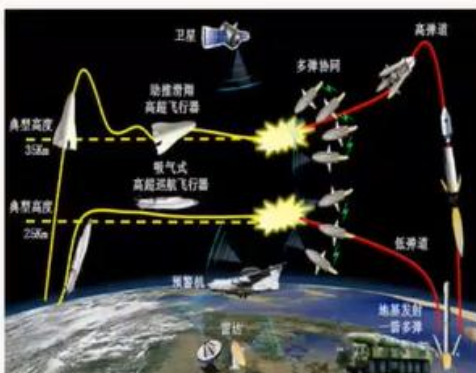


多导弹协同突防



同时到达饱和防御系统

多导弹协同拦截



利用阵位弥补机动能力

多无人艇协同反潜



区域高效覆盖

8.1 多智能体控制概述



工厂中搬运机器人



展柜前的服务机器人



物流分拣机器人



北京大兴机场停车机器人



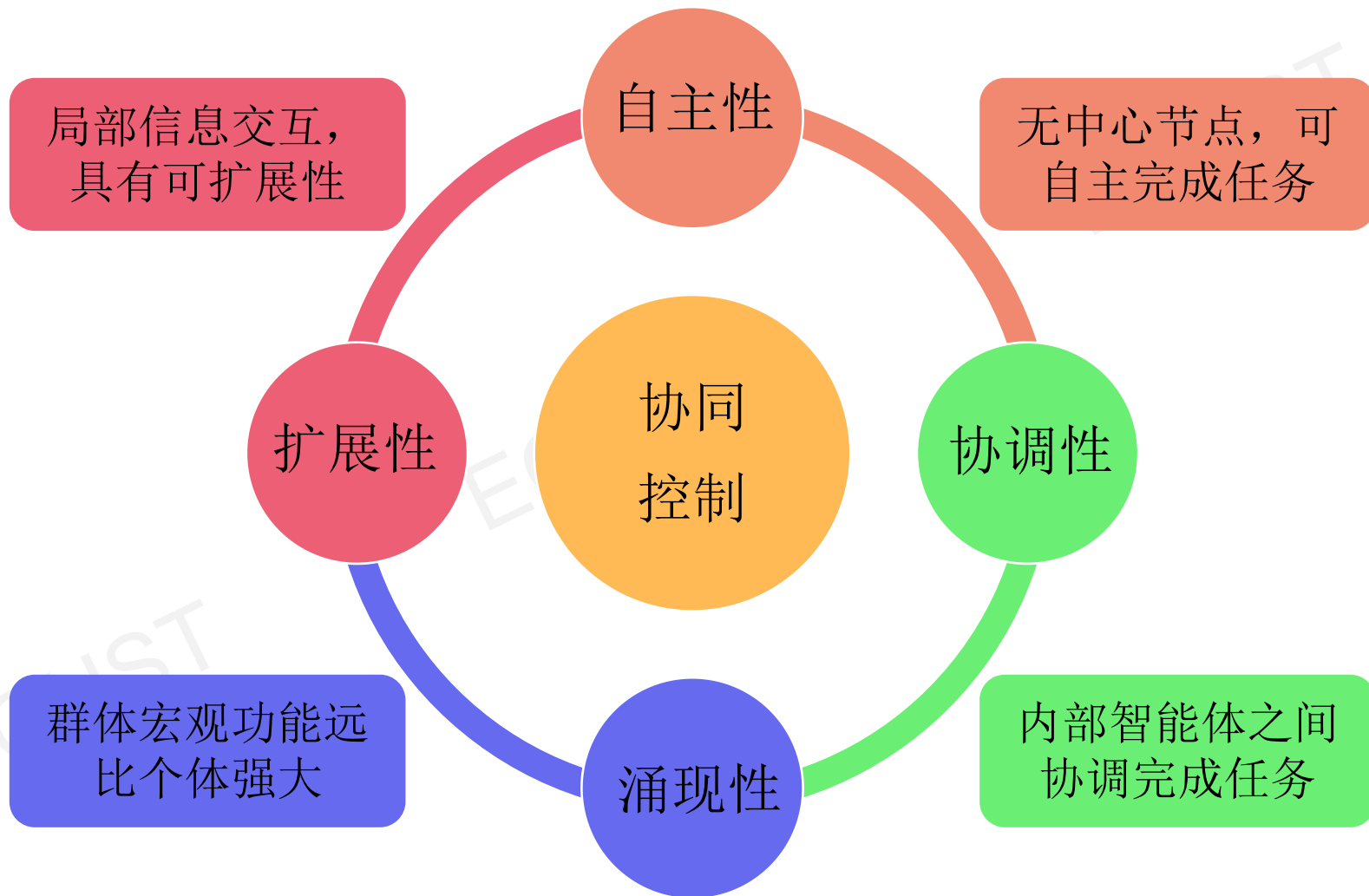
流水线上多移动机器人协作



电网巡检多移动机器人

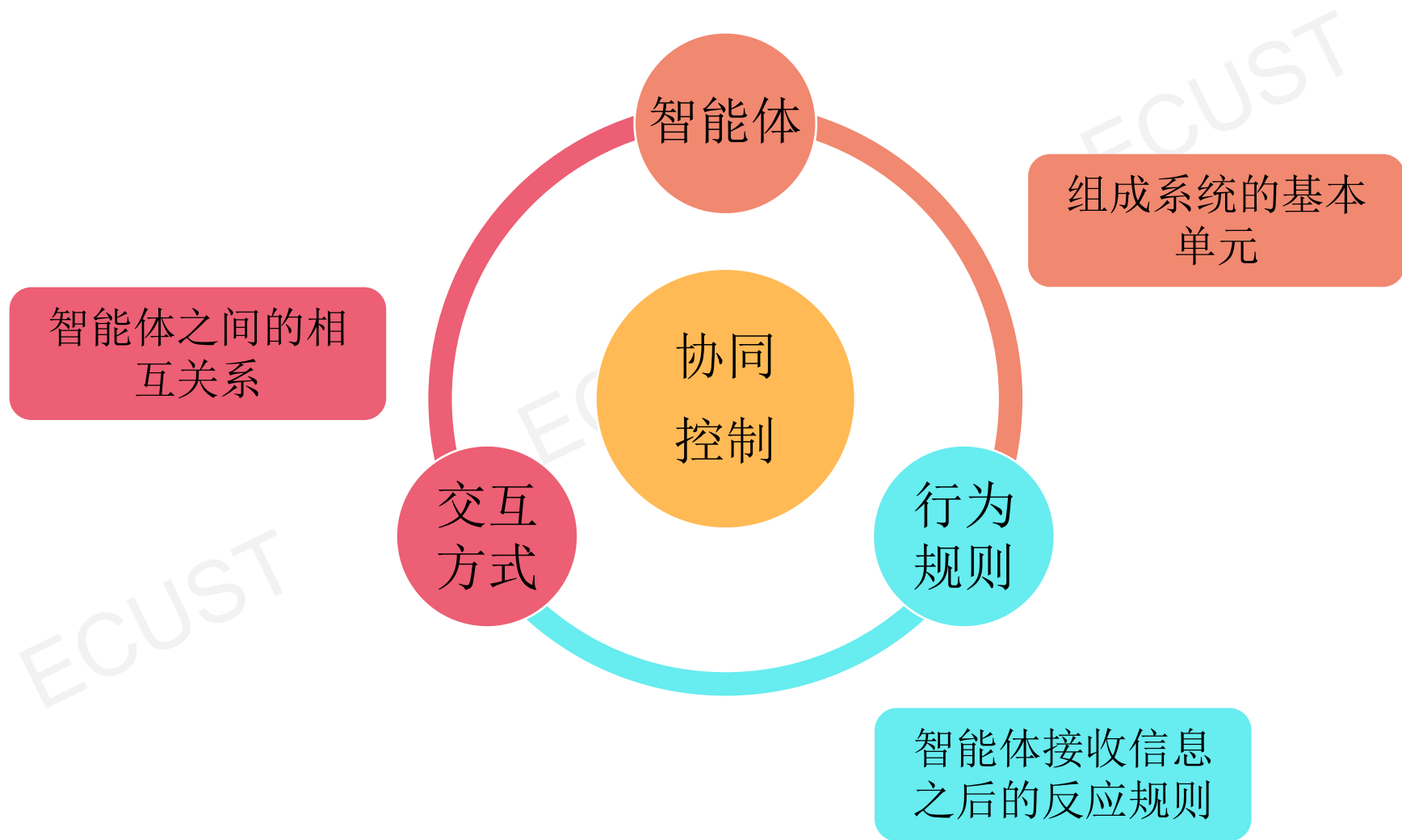
8.1 多智能体控制概述

多智能体的四个典型特征



8.1 多智能体控制概述

多智能体的三要素



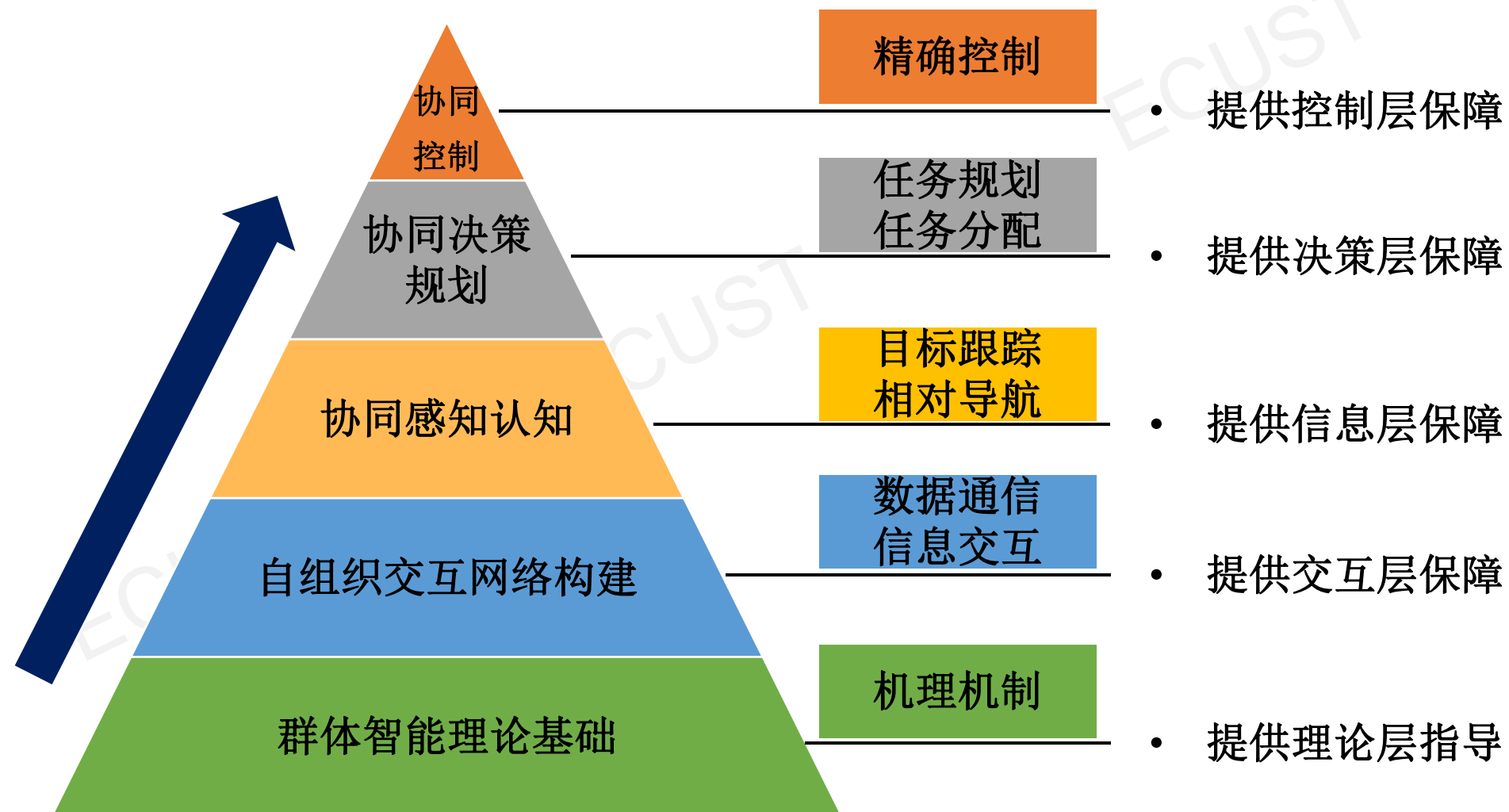
8.1 多智能体控制概述

多智能体系统(Multi-agent System): 是由一系列相互作用的智能体构成, 内部的各个智能体之间通过相互通信、合作、竞争等方式, 完成单个智能体不能完成的, 大量而又复杂的工作。



8.1 多智能体控制概述

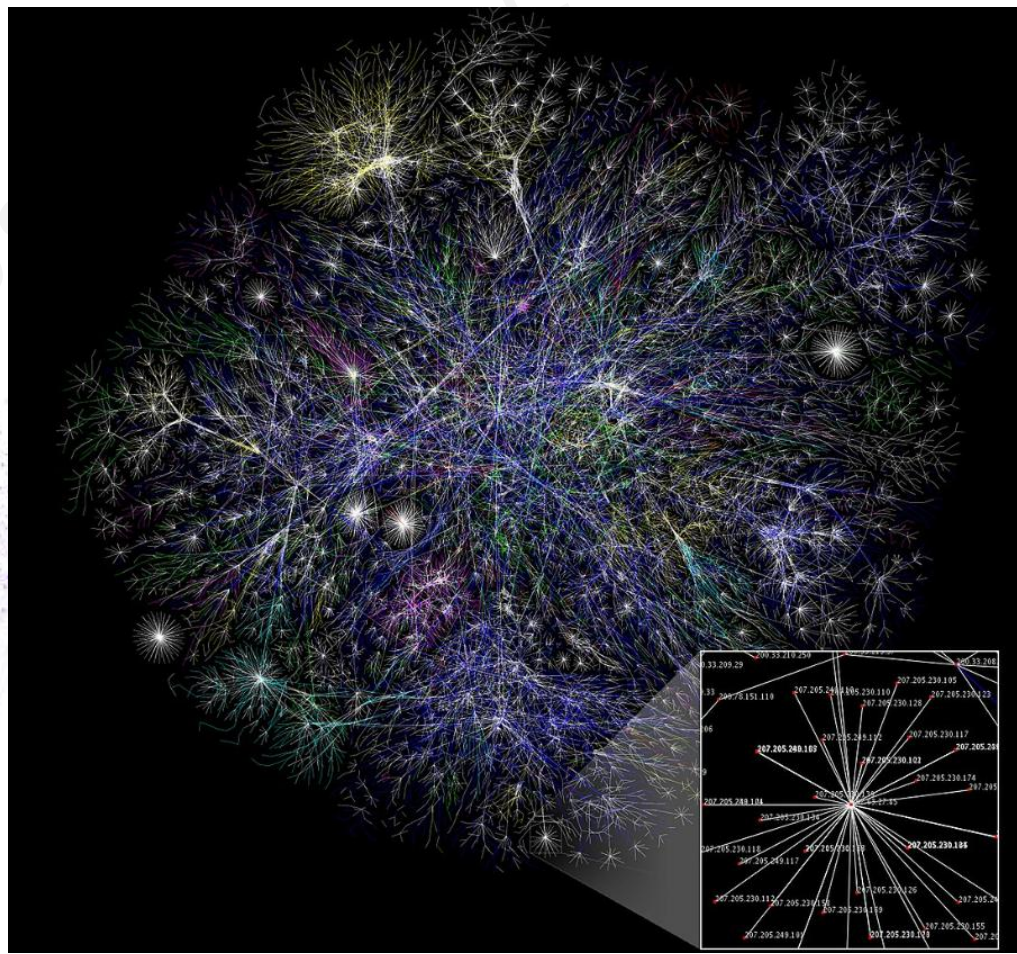
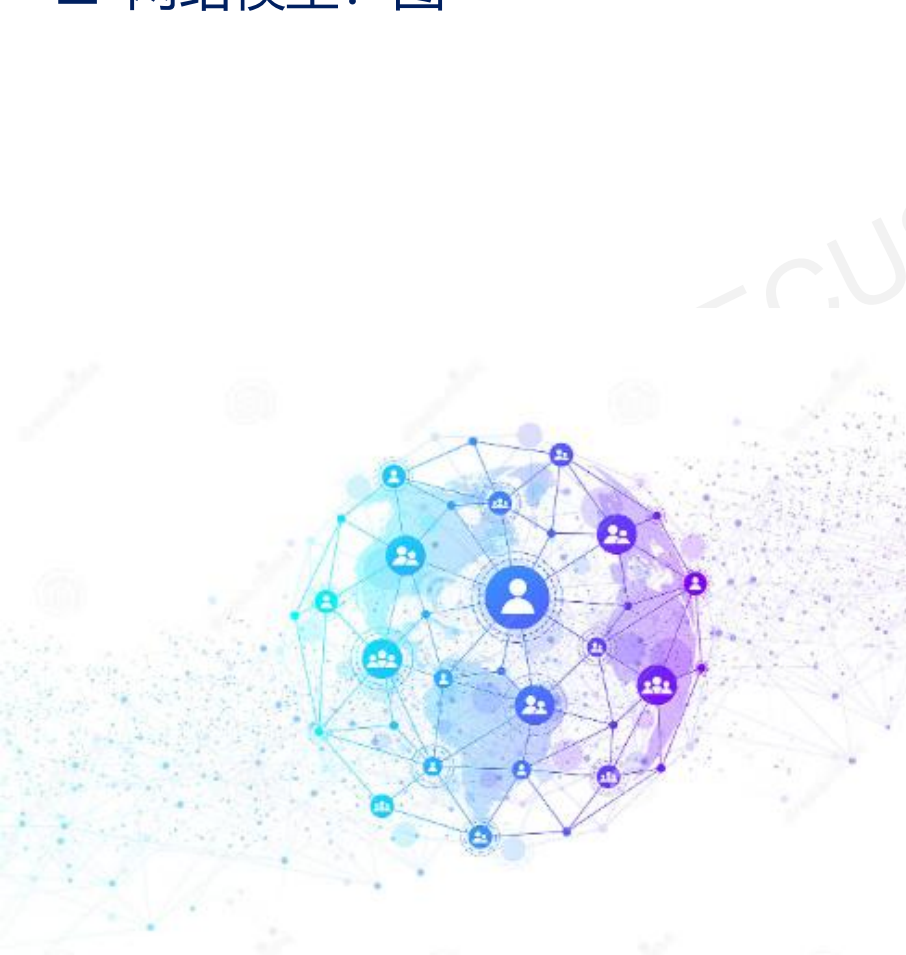
多智能体协同控制的关键技术

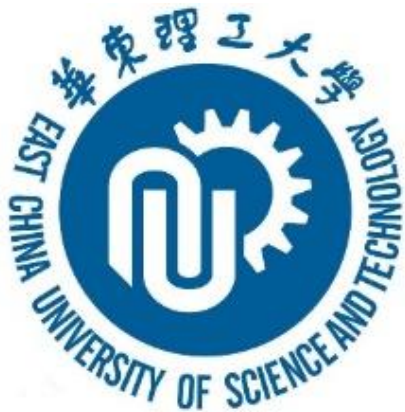


8.1 多智能体控制概述

□ 网络：多智能体交互的基础

□ 网络模型：图





目录

CONTENT

8.1 多智能体控制概述

8.2 图论及在多智能体控制中的应用

8.3 人工势场法及在多智能体控制中的应用

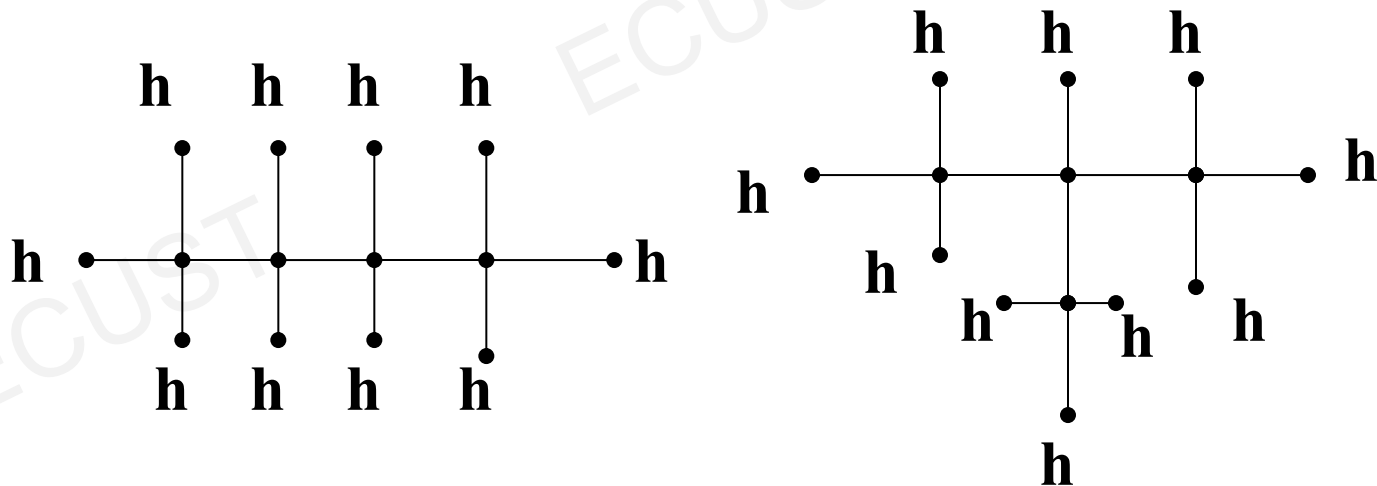
8.2.1 图论基础

(一)、什么是图?

1、C₄H₁₀的两种同分异构表示

用点抽象分子式中的碳原子和氢原子，用边抽象原子间的化学键。

19世纪化学家凯莱用下面的图表示C₄H₁₀的两种同分异构：

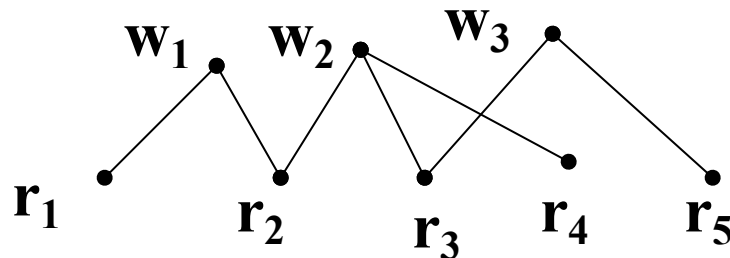


8.2.1 图论基础

2、仓库和零售店之间的关系表示

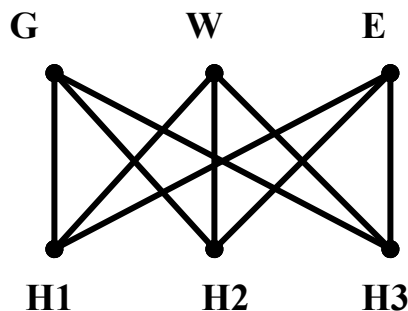
令 $V=\{w_1, w_2, w_3, r_1, r_2, r_3, r_4, r_5\}$ 代表3个仓库和5个零售点;

$E=\{w_1r_1, w_1r_2, w_2r_2, w_2r_3, w_2r_4, w_3r_3, w_3r_5\}$ 代表每个仓库和每个零售店间的关联。则这种关系可以表示为:



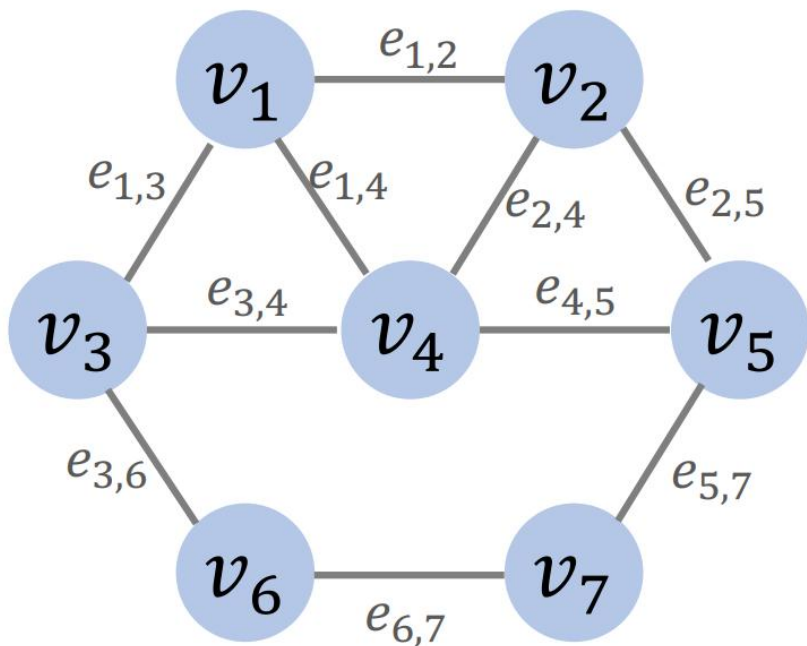
3、3间房子和3种设施

要求把3种公用设施(煤气, 水和电)分别用煤气管道、水管 和电线连接到3间房子里。请用一种简单方式表示3间房子和3种设施的关系。



8.2.1 图论基础

在图论中，用来描述事物或对象之间联系或相互作用状态的一个概念，把它称为“图”。



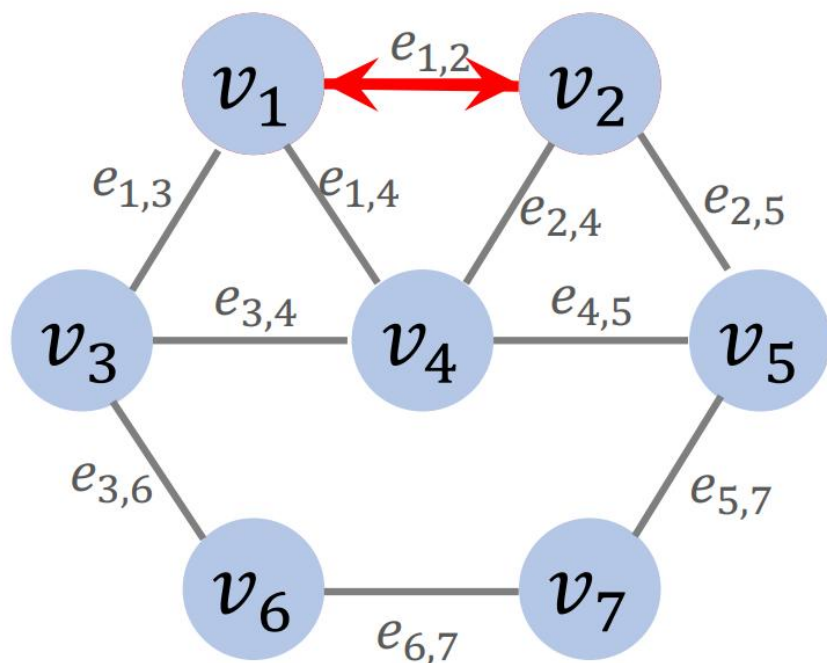
- $G = \{V, E\}$
- $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 是一个有限集合, 称作顶点集, 其元素称作**顶点** (vertex/node/point) 或**结点**
- $E = \{e_1, e_2, \dots, e_N\}$ 是一个有限集合, 称作边集, 其元素称作**边**

8.2.1 图论基础

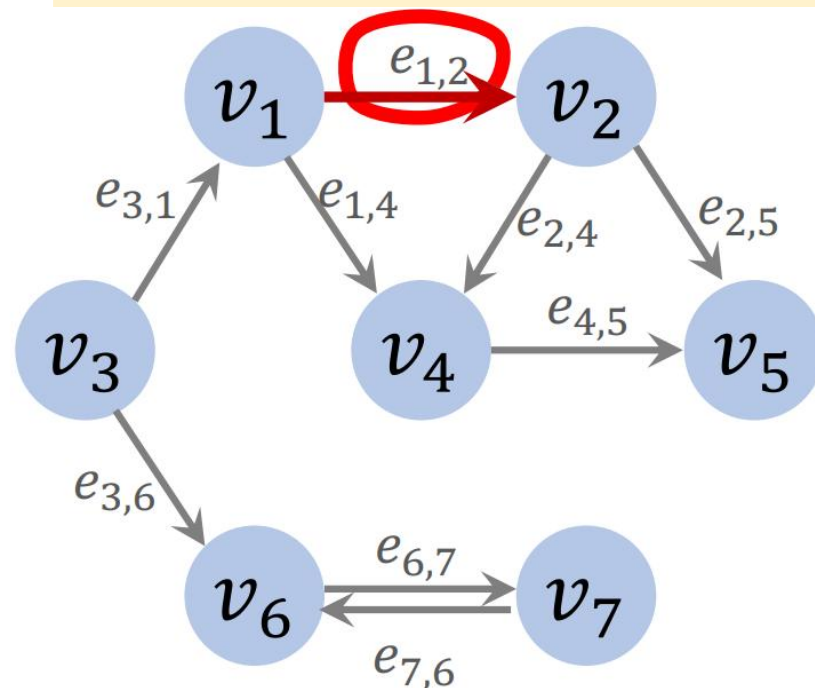
有向图的弧集是有序对的多重集，而**无向图**的边集是无序顶点对的多重集，无向图的一切概念均可平移到有向图。

边权：可以理解为两点之间的距离或费用。

无向图

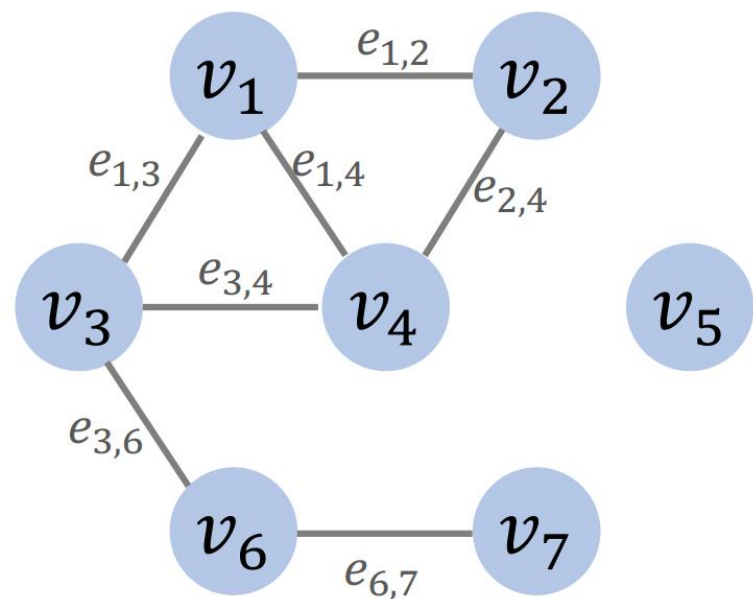


有向图



8.2.1 图论基础

邻接矩阵是表示顶点之间相邻关系的矩阵。用一个一维数组存放图中所有顶点数据；用一个二维数组存放顶点间关系（边或弧）的数据。



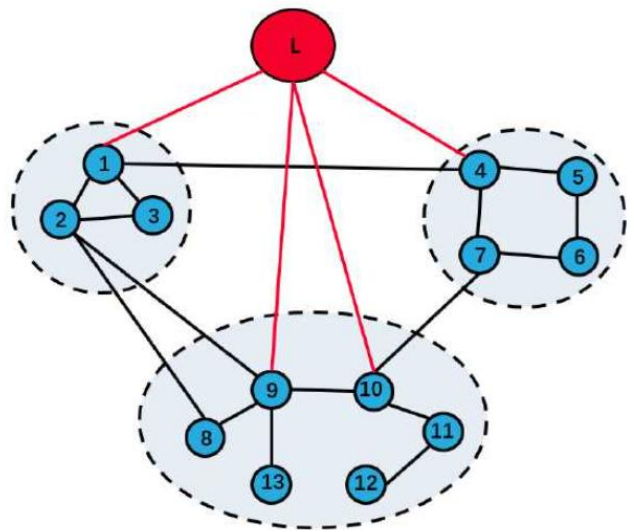
Adjacency matrix:

	v_1	v_2	v_3	v_4	v_5	v_6	v_7
v_1	0	1	1	1	0	0	0
v_2	1	0	0	1	0	0	0
v_3	1	0	0	1	0	1	0
v_4	1	1	1	0	0	0	0
v_5	0	0	0	0	0	0	0
v_6	0	0	1	0	0	0	1
v_7	0	0	0	0	0	1	0

8.2.2 图论在多智能体协同控制中的应用

多智能体系统协同控制领域的研究重点：一致性问题、编队控制、群集效应、蜂拥理论、空间聚集、分布式滤波与优化。

可以把多智能系统抽象为点和边构成的网络系统，每个节点就代表实际中的每个智能体，智能体通过相互连接所构成的网络系统，体现智能体间的连接作用。

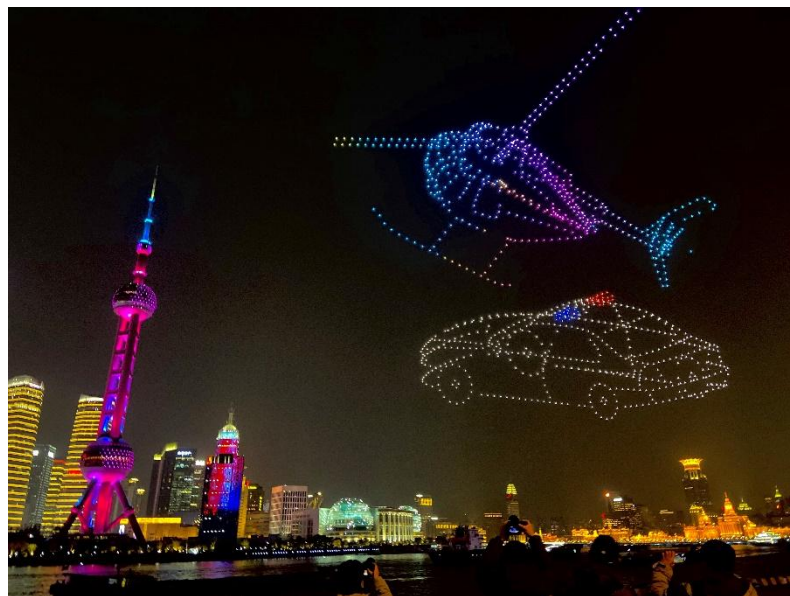


多智能体协同框架

8.2.2 图论在多智能体协同控制中的应用

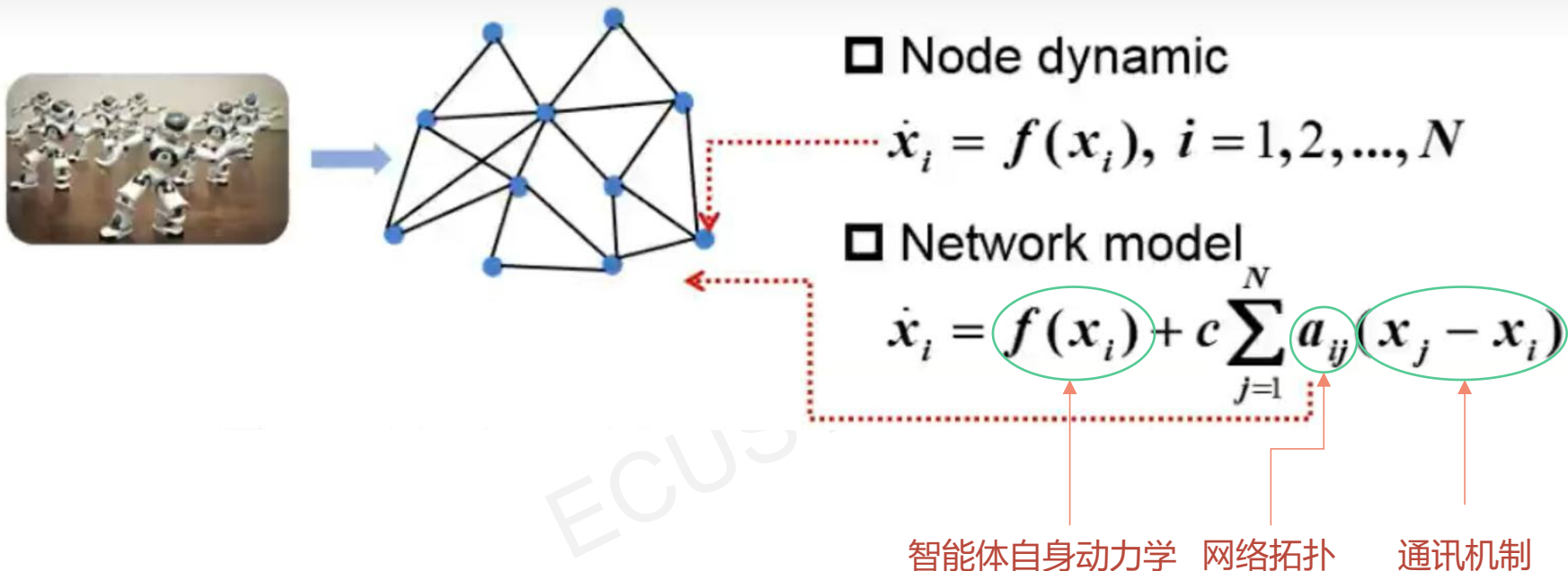
近十几年来，由于集群控制领域，如无人机控制领域、水下协同作业和机器人编队控制等相关领域的发展，一致性问题逐渐成为广泛学者的关注的重点，不同类型的多智能体一致性协议体现了多智能体技术在各领域应用中的不同需求。

一致性 (agreement) 是多智能体协同 (multiagent coordination) 中的一个基础问题，即使智能体间达成一种共同状态。其核心目标是如何设计合适的控制协议或者机制使得网络中所有节点的状态能够达到一致。



8.2.2 图论在多智能体协同控制中的应用

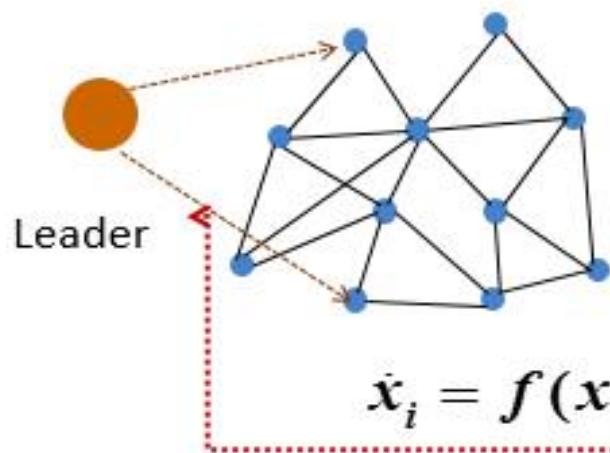
无领导者网络



- $A=(a_{ij})$ 为**加权邻接矩阵**。如果智能体 j 能接收到智能体 i 的信息, 则 $a_{ij} > 0$, 否则 $a_{ij} = 0$ 。
- c 为智能体之间的**连接程度**, 连接程度越强 c 值越大
- **拉普拉斯矩阵** $L=(l_{ij})$ 定义为 $l_{ij} = -a_{ij}, l_{ij} = \sum_{j=1, j \neq i}^N a_{ij}$
- 影响智能体群体行为的因素: 智能体自身动力学、网络拓扑 (即智能体之间连接)、通讯机制。
- 目标: 设计高效的分布式协同控制协议, 尽可能多地减少智能体之间的通信, 且保持系统性能。

8.2.2 图论在多智能体协同控制中的应用

领导者跟随网络



□ Node dynamic

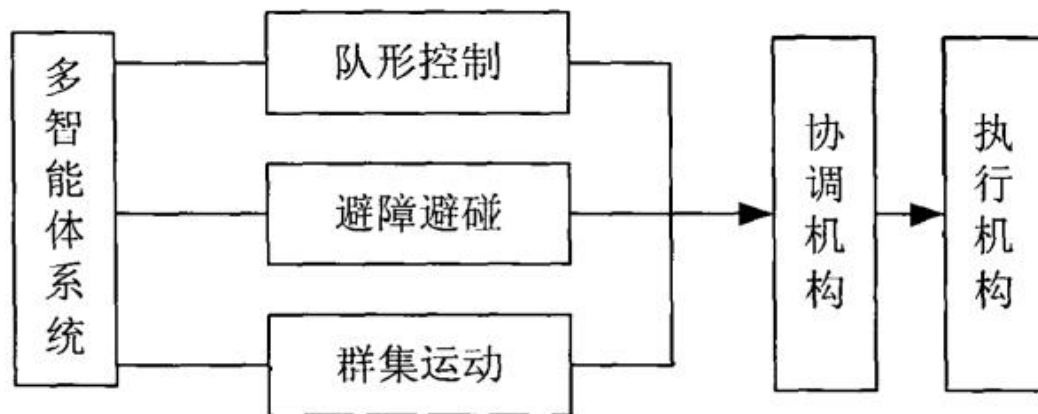
$$\dot{x}_i = f(x_i), \quad \dot{s}(t) = f(s(t))$$

□ Network model

$$\dot{x}_i = f(x_i) + c \sum_{j=1}^N a_{ij}(x_j - x_i) - d_i(x_i(t) - s(t))$$

领导者跟随网络：调控目标是使得**跟随者**智能体和**领导者**智能体实现一致。与无领导者网络相比多了 d_i 参数， d_i 表示**领导者的信息**反馈在系统的动力学行为上。当且仅当存在从领导者到第 i 个节点的有向路径时 $d_i > 0$ 。节点称为**牵制节点**或**受控节点**。其目的是通过控制少量的追随者，即牵制控制，来驱动追随者与领导者同步，公式化为 $\lim_{t \rightarrow \infty} \|x_i(t) - s(t)\| = 0, \forall i = 1, 2, \dots, N$ 。

8.2.2 多智能体协同控制中的应用



可将多智能体系统的运动行为通过系统个体对于障碍物的躲避和以队形控制为典型代表的系统整体群集行为进行表述。这些看似普通寻常的运动行为，在透过微观世界的探究和理解，却处处展现着“**协调**”**之手**的隐形作用。

8.2.2 多智能体协同控制中的应用

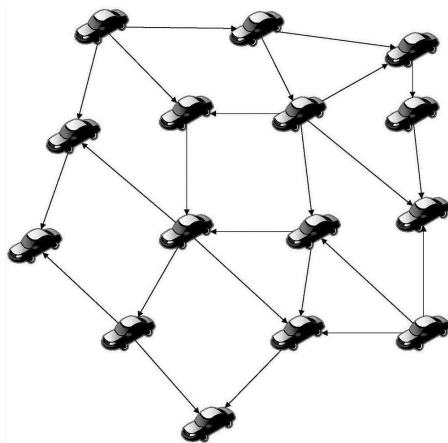
群集思想是解决多智能体系统的一个途径，“群”中的各成员以某种方式聚合在一起，来完成特定团队任务。群集本质上是一种从自然界中取灵感的**仿生学方法**，群集行为广泛存在于自然界中，例如，鱼群水里觅食，候鸟编队迁徙，蚂蚁搬家，蜜蜂筑巢等。这些物质群自然地组织运动，在运动中达到整体上的动态稳定，这些形式上不同的群体运动，在广义上都是一种群集行为。1987年，Reynolds对群集进行了形式化定义：**分离性**（Separation）、**内聚性**（Cohesion）、**排列性**（Alignment）。



8.2.2 多智能体协同控制中的应用

多智能体编队基本分类

- **基于位置**的编队控制：智能体感知自己相对于全局坐标系的位置。它们主动控制自己的位置，以实现所需的队形，这是由相对于全局坐标系的所需位置规定的。
- **基于位移**的编队控制：智能体主动控制其相邻智能体的位移以实现所需的队形，这个队形是在假设每个智能体能够感知其相邻智能体相对于全局坐标系的相对位置的情况下，由相对于全局坐标系的期望位移指定的。
- **基于距离**的编队控制：主动控制智能体间距离，以实现所需的编队，这是由所需的智能体间距离给出的。



8.2.2 多智能体协同控制中的应用

要实现多智能体在编队前进过程中进行避障，则需要考虑队形的**变换策略**。在该策略下，引入变形因子进行编队系统的队形模式切换。

多智能体编队在进行编队避障时，需要根据所处环境的约束，进行实时有效的避障。**伸缩因子**是指多个智能体组成的队形维持现有形状不变，只是在大小上实现伸缩的参数。伸缩因子用符号 ρ 表示， $\rho \geq \rho_m$ ，而 ρ_m 表示**队形伸缩因子的阈值**。利用伸缩因子来确定避障的队形变换模式指令，伸缩因子计算式：

$$\rho = D_{max} / D$$

其中： D 表示智能体小组队列的宽度； D_{max} 表示障碍环境下智能体小组运行路线的可通行路径的最大宽度。

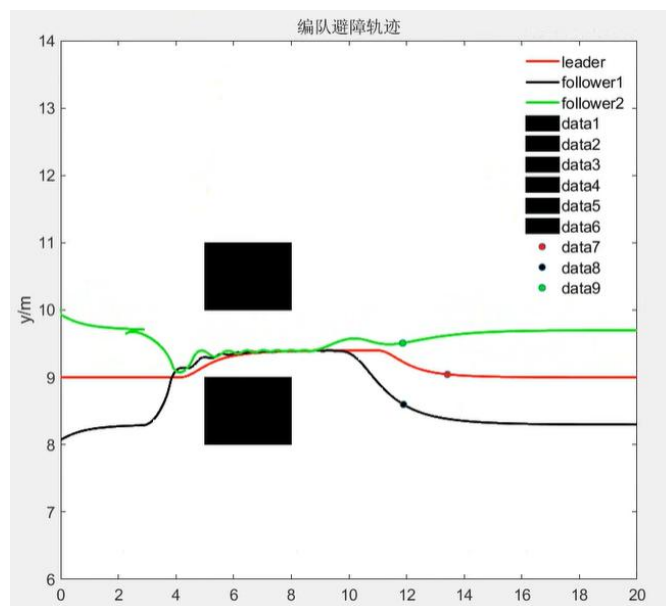
8.2.2 多智能体协同控制中的应用

动态队形变化策略的模式如下:

1) **零变换**模式($\sigma=0$): 若 $\rho \geq 1$, 则 D_{max} , 表明编队中的智能体不需要改变现有队形即可通过障碍区。

2) **同构变换**模式($\sigma=1$): 若 $\rho < 1$ 且 $\rho \geq \rho_m$, 表明智能体编队不能直接通过障碍区, 但是可以压缩队形大小、不改变队形形状的方式通过障碍区。

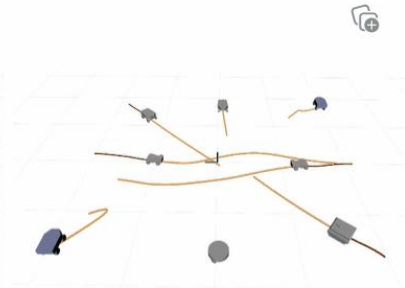
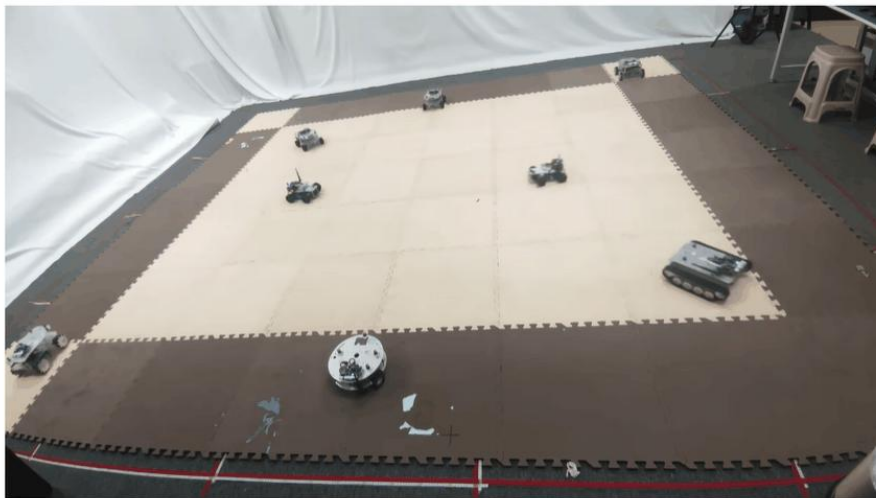
3) **异构变换**模式($\sigma=2$): 当两种模式均不成立时, 即 $\rho < \rho_m$ 时, 表明只能破坏多智能体编队现有的队形, 才能通过障碍区。



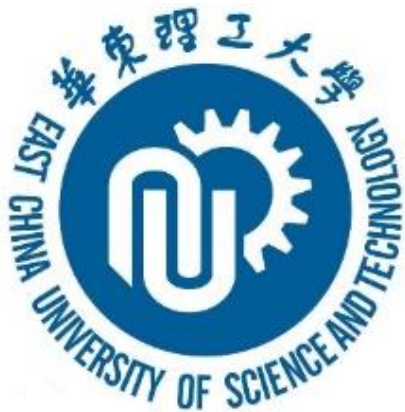
8.2.2 多智能体协同控制中的应用

多智能体集群避障任务给避障算法提出了两个新的要求：

- ① 多个智能体在运动过程中彼此之间的距离始终保持在一个固定范围内，当由于进行障碍物躲避而导致某些智能体之间的距离过大时，能够及时调整运动，使得多个智能体重新以集群形式运动；
- ② 除了保证其彼此之间距离不能过远外，还要防止智能体相互之间距离过近而发生碰撞。



Eight heterogeneous UGVs transit to their antipodal positions.



目录

CONTENT

8.1 多智能体控制概述

8.2 图论及在多智能体控制中的应用

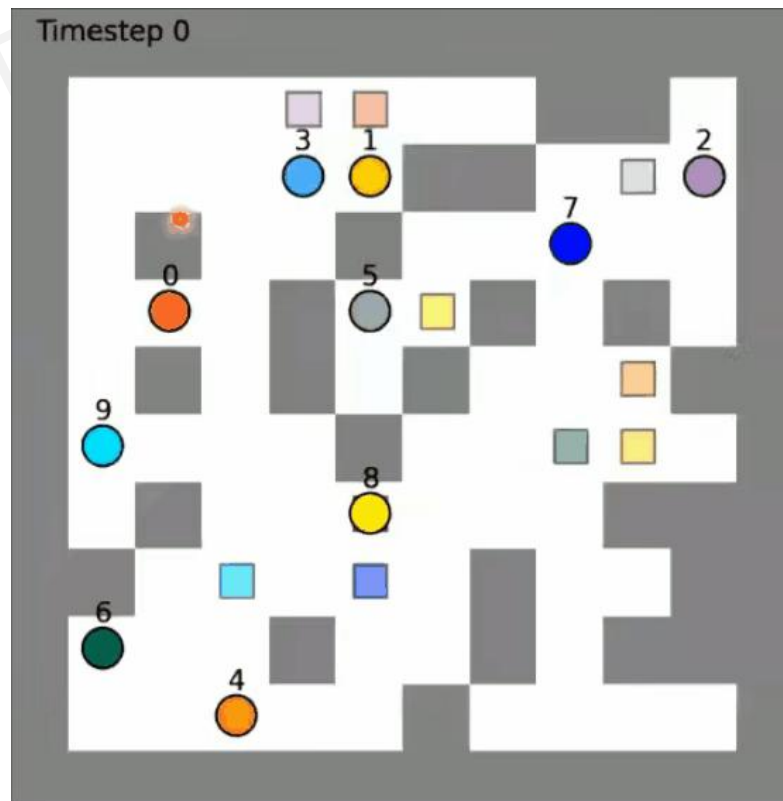
8.3 人工势场法及在多智能体控制中的应用

8.3.1 人工势场法

对于多智能体系统来说，路径规划问题是一个具有重要意义的研究方向。

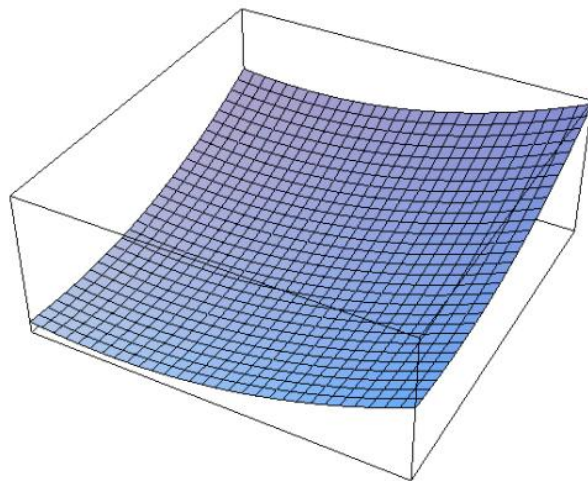
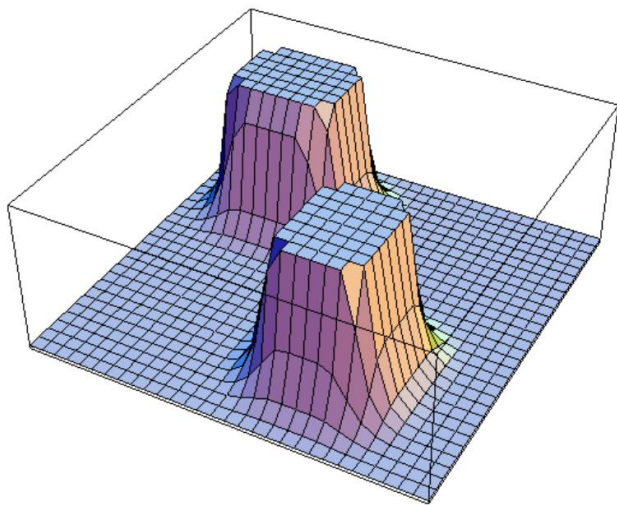
路径规划包括静态和动态环境下，为多智能体规划出一条能够避开环境中障碍物最终到达目标点的路径，还包括如何使路径最短或能耗最小以及多智能体的任务分配、编队保持等问题。

常用的多智能体编队避障算法有：领航跟随法、**人工势场法**(Artificial Potential Field method, APF)、可视图法、栅格法等。其中人工势场法具有结构简单、实用性好、实时避障且路径平滑的优点。



8.3.1 人工势场法

- 人工势场法的基本思想是在障碍物周围构建障碍物斥力势场，在目标点周围构建引力势场，类似于物理学中的**电磁场**。
- 被控对象在这两种势场组成的**复合场**中受到斥力作用和引力作用，斥力和引力的合力指引着被控对象的运动，搜索无碰的避障路径。
- 势场法是将**障碍物**比作是平原上具有高势能值的**山峰**，而**目标点**则是具有低势能值的**低谷**。



8.3.1 人工势场法

引力势场

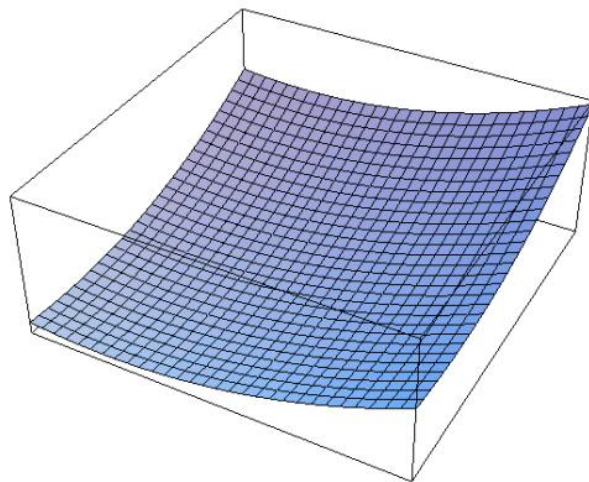
引力势场主要与汽车和目标点间的距离有关，**距离越大，汽车所受的势能值就越大；距离越小，汽车所受的势能值则越小**，所以引力势场的函数为：

$$U_{\text{att}}(q) = \frac{1}{2}\eta\rho^2(q, q_g)$$

相应的引力就是引力场的负梯度：

$$F_{\text{att}}(q) = -\nabla U_{\text{att}}(q) = -\eta\rho$$

引力场模型：抛物面



8.3.1 人工势场法

斥力势场

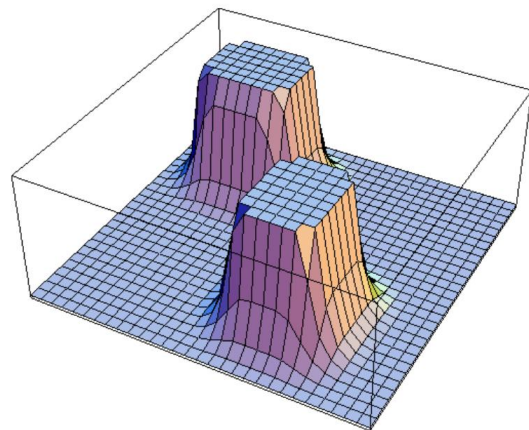
决定斥力势场的因素是汽车与障碍物间的距离，当汽车未进入障碍物的影响范围时，其受到的势能值为零；在汽车进入障碍物的影响范围后，两者之间的距离越大，汽车受到的势能值就越小；距离越小，汽车受到的势能值就越大。

斥力势场的**势场函数**为：

$$U_{\text{req}}(q) = \begin{cases} \frac{1}{2}k \left(\frac{1}{\rho(q, q_0)} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2, & 0 \leq \rho(q, q_0) \leq \rho_0 \\ 0, & \rho(q, q_0) \geq \rho_0 \end{cases}$$

相应的**斥力**为斥力势场的负梯度作用力：

$$F_{\text{req}}(q) = \begin{cases} k \left(\frac{1}{\rho(q, q_0)} - \frac{1}{\rho_0} \right) \frac{1}{\rho^2(q, q_0)}, & 0 \leq \rho(q, q_0) \leq \rho_0 \\ 0, & \rho(q, q_0) \geq \rho_0 \end{cases}$$



8.3.1 人工势场法

合力势场

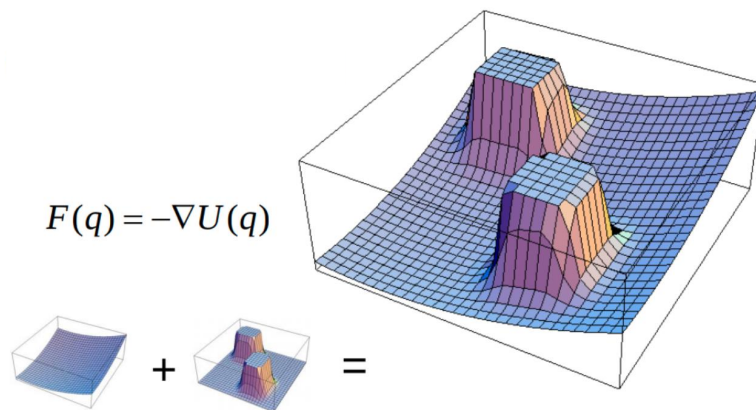
根据上述定义的引力场函数和斥力场函数，可以得到整个运行空间的复合场，机器人的合力势场大小为机器人所受的斥力势场和引力势场之和，故**合力势场**

总函数为： $U(q) = U_{att}(q) + U_{req}(q)$

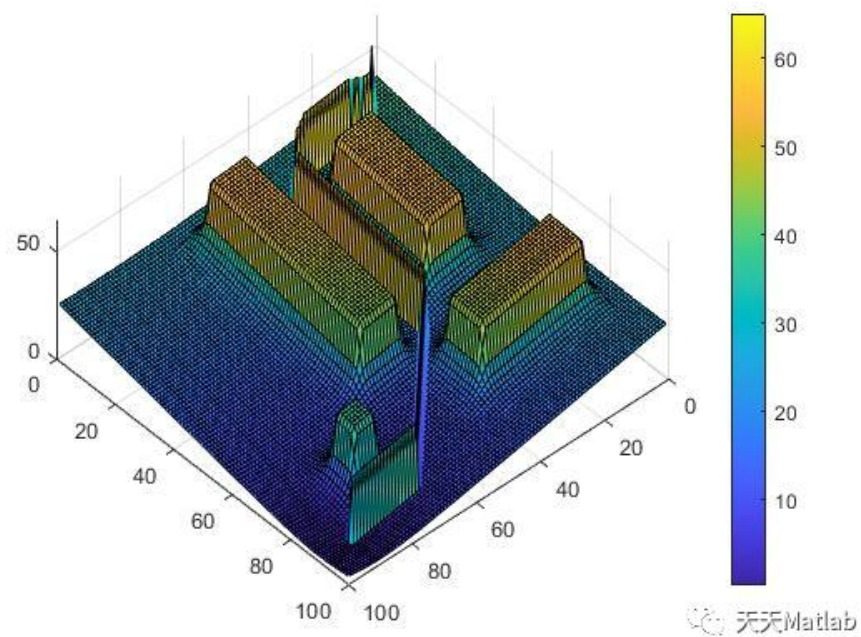
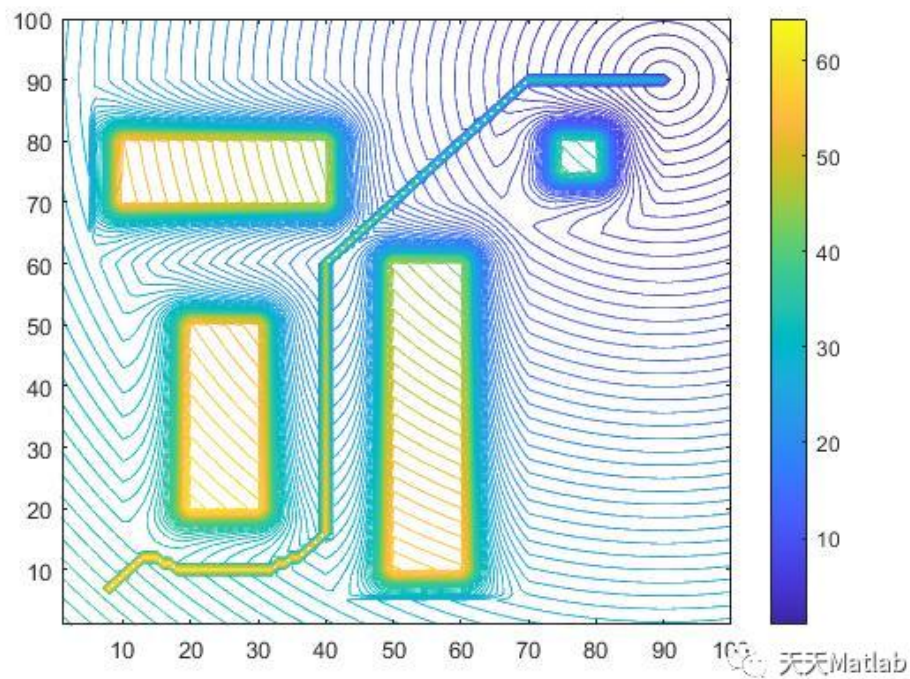
所受合力为：

$$F(q) = -\nabla U(q) = F_{att}(q) + F_{req}(q)$$

合力的方向决定汽车的行驶朝向，合力的大小决定汽车的行驶加速度。



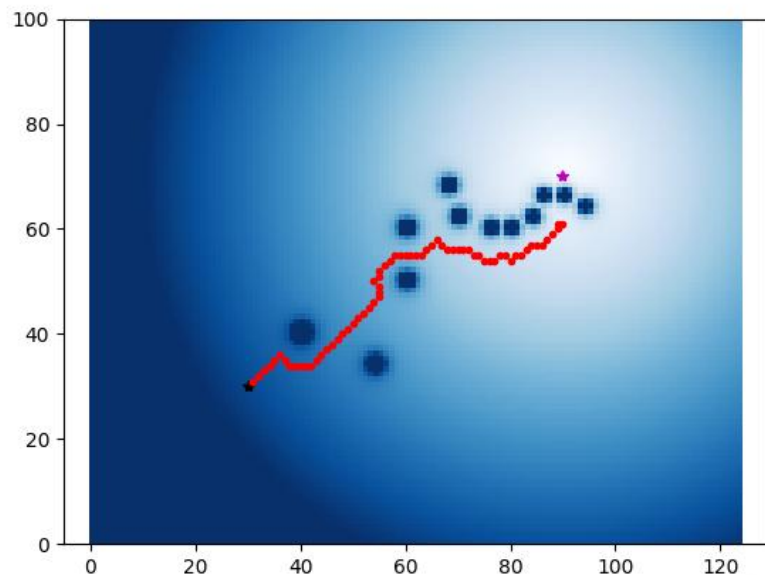
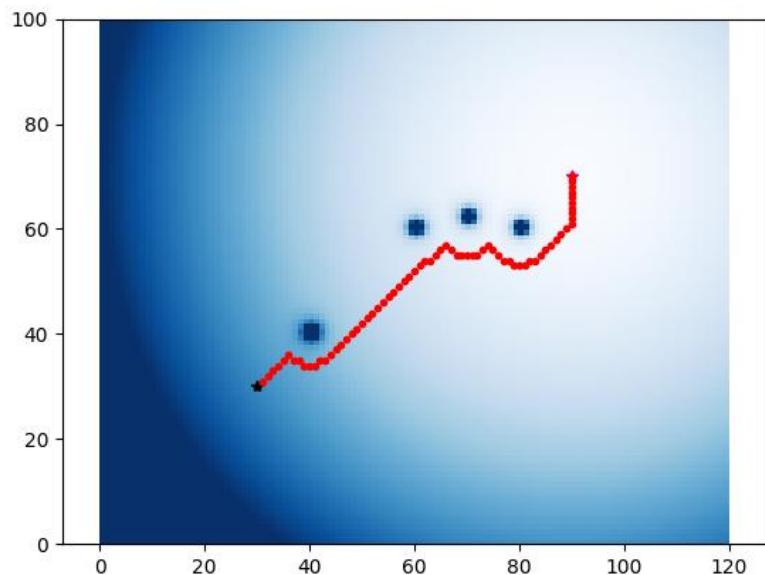
8.3.1 人工势场法



8.3.1 人工势场法

人工势场的缺点:

- ① 当物体离目标点比较远时，引力将变得特别大，相对较小的斥力在可以忽略的情况下，物体路径上**可能会碰到障碍物**。
- ② 当目标点附近有障碍物时，斥力将非常大，引力相对较小，物体很难到达目标点。当小车与目标点距离很近时，若目标点附近有障碍物，此时小车所受引力相对于极大的斥力近似为0，小车将**一直在目标点附近徘徊而无法到达目标点**。
- ③ 在某个点，引力和斥力刚好大小相等，方向相反，则物体容易陷入局部最优解或震荡，**发生“死锁”现象**。



8.3.1 人工势场法

改进措施：

障碍物斥力场改进，在经典APF的障碍物斥力场模型中，将无人车与目标点间距离考虑进来，使无人车在靠近目标点过程中，斥力也逐渐减小至零。

引入虚拟力，当陷入局部极小值时，可以用虚拟力进行逃离。也可以采用随机的方法，跳出局部极小值的状态。

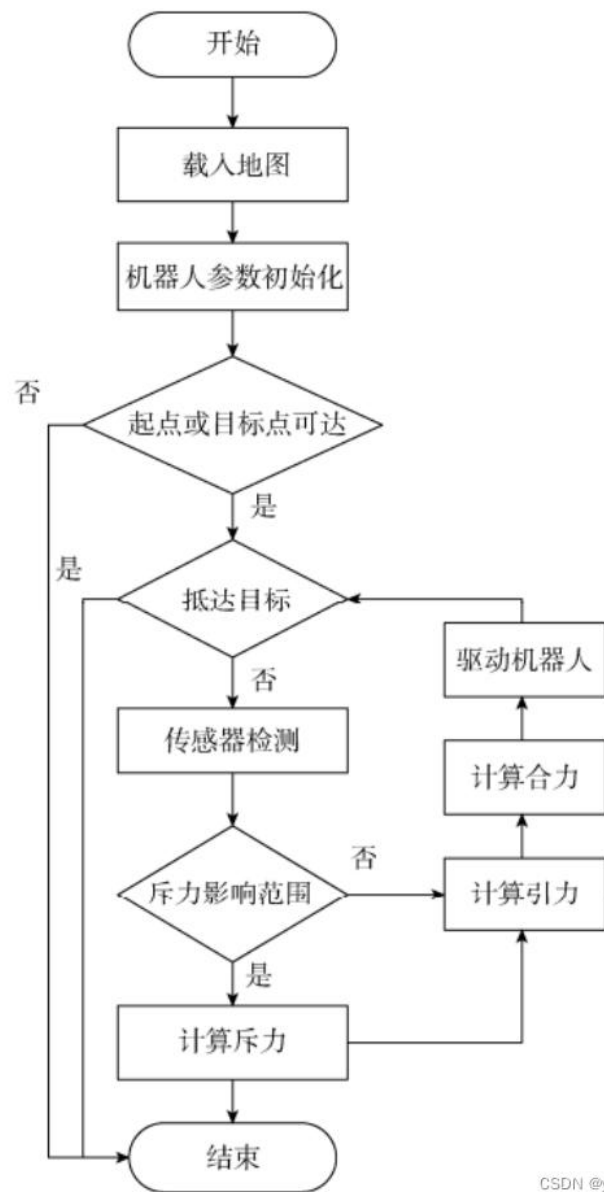
障碍物连锁网络结构，当多个障碍物呈U型分布时，无人车容易陷入局部极小值。将近距离密集分布的多个障碍物连锁起来，形成一个大障碍物，进行大范围区域避障。

8.3.1 人工势场法

人工势场法的实现

几点注意：

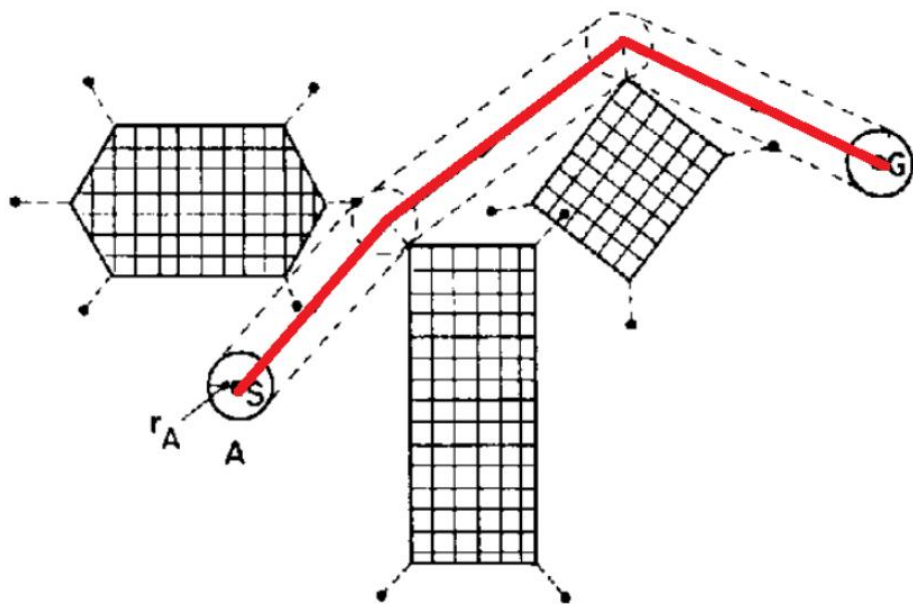
- ❑ 如何确定斥力的影响范围对实车效果具有重要作用。实际情况中，我们无法得到障碍物具体的中心坐标，且通常得到的数据是障碍物的边缘信息。
- ❑ 在计算斥力上，所得到的斥力其实是一个矢量，通常将其分解计算。
- ❑ 在计算合力到驱动机器人之间，通过计算出来的合力，发布指令给机器人的底层驱动，控制机器人的转向等运动。



8.3.2 多智能体协同控制中的应用

可视图法

可视图法的基本思想是将智能体与目标点分别看作图中的两个节点，而将障碍物的各顶点看作图中相应位置上的各节点。分别作智能体与每个障碍物各节点间的连线、目标点与每个障碍物各节点间的连线以及不同障碍物之间各节点的连线，那么每一条连线都相应地代表着连接于智能体、目标点以及障碍物间的可行路径。由于可视图法要求每一条对应于障碍物的连线都必须是直线可视的，这样就保证了每条路径的避障性。于是基于可视图法的避障路径规划就转化为类似于旅行商问题的最短路径搜索。

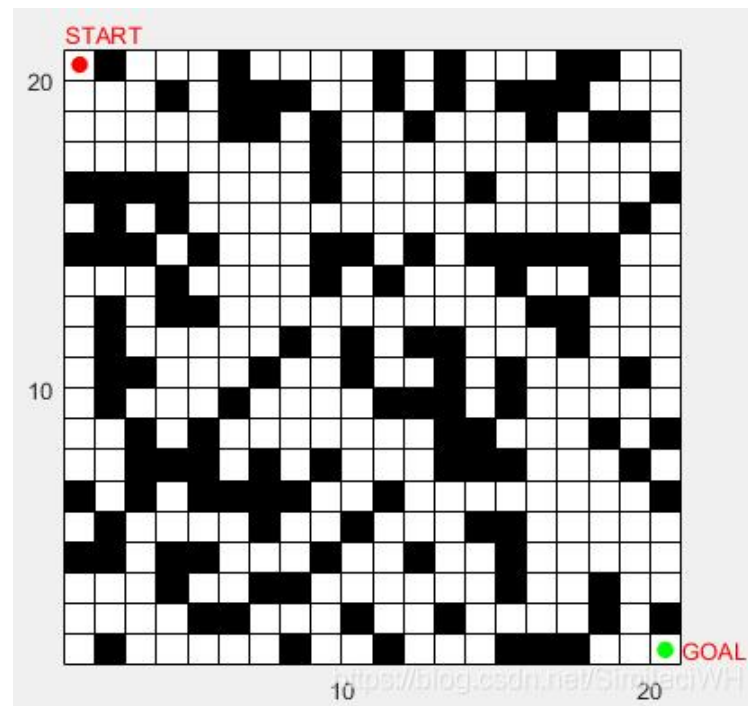


8.3.2 多智能体协同控制中的应用

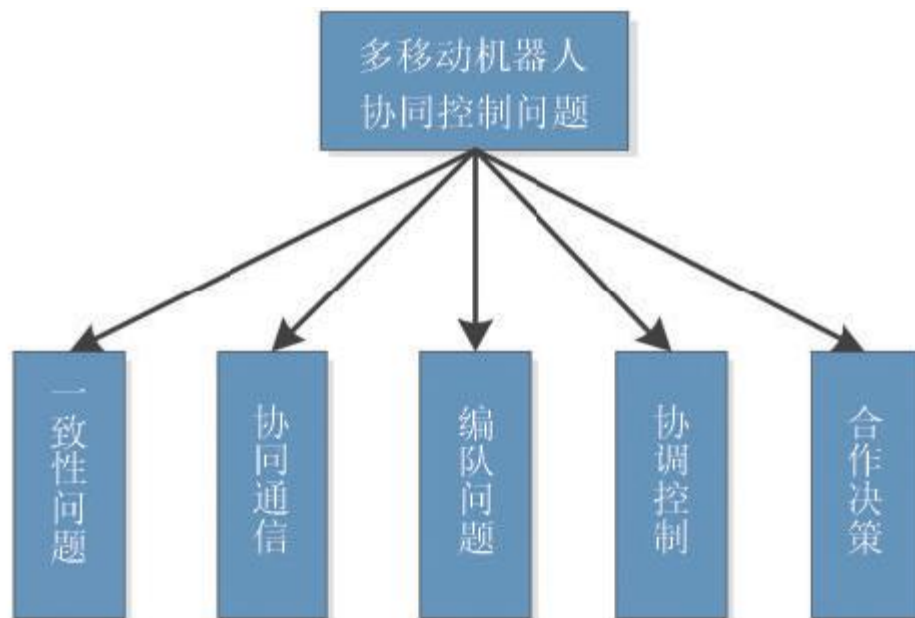
栅格法

栅格法是对地图建模的一种方法。就是将障碍物模拟成小方格的集合，相当于将场景的所有事物进行二值化替代，**障碍物为1，非障碍物为0**。栅格法实质上是将移动机器人的工作环境进行单元分割，将其用大小相等的方块表示出来，栅格大小的选取是影响规划算法性能的一个很重要因素。

栅格较小所表示的环境信息将会非常清晰，但存储信息较多，会增大存储开销，同时干扰信号也会随之增加，规划速度会相应降低，实时性得不到保证；反之，由于信息存储量少，抗干扰能力有所增强，规划速随之增快，但环境信息划分会变得较为模糊，不利于有效路径的规划。



8.3.2 多智能体协同控制中的应用



自然界中动物的编队行为：鱼群和鸟群

8.3.2 多智能体协同控制中的应用



自行式模块车编队运输



环卫智慧机器人编队



百度无人车编队行驶



深圳车站战警编队机器人

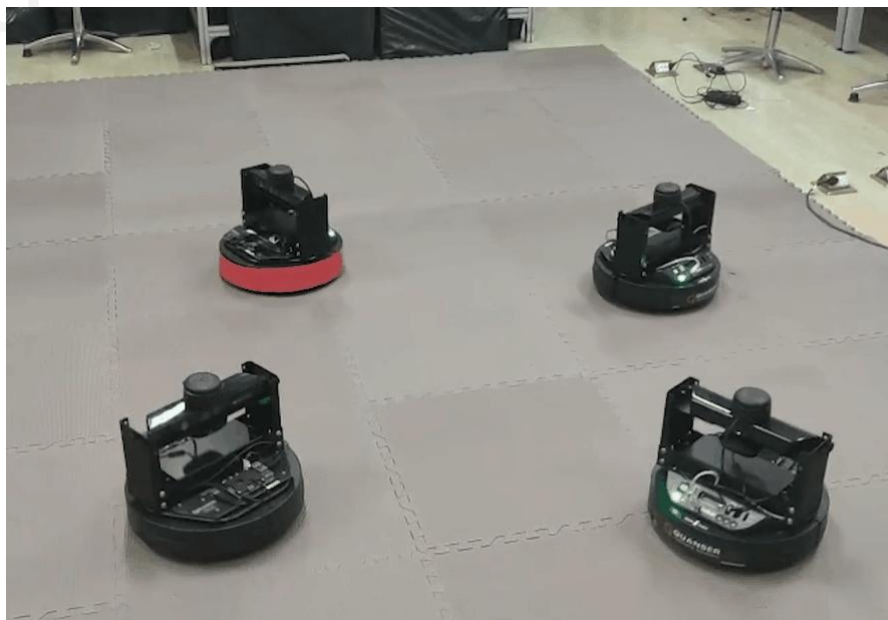
8.3.2 多智能体协同控制中的应用

多智能体协同编队控制通常由两部分组成：

编队形成是指多智能体的队形从任意的初始状态收敛到期望的几何形态；

编队保持是指多智能体组成的编队能够保持一定的几何形态向特定方向或目标运动，并且在运动的过程中能够适应环境的约束。

常见的多智能体协同编队控制方法有**领导者-跟随者法**、**基于行为法**、**虚拟结构法**等。



8.3.2 多智能体协同控制中的应用

领航跟随者法 (Leader-Follower)

在由多智能体组成的群组中，其中某个智能体被指定为**领航者**，其余的智能体被指定为跟踪领航者运动的**跟随者**，跟随者以设定的距离或速度等参量跟踪领航智能体的位置和方向。

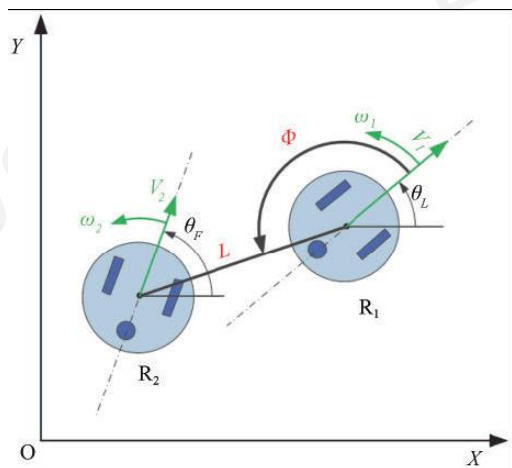
通过设定领航者智能体与跟随智能体间不同的位置关系，便可得到不同的网络拓扑结构，即不同的编队队形。该方法的突出特点在于，智能体群组成员间的协作作用是通过**对领航智能体状态信息的共享**来实现的。

8.3.2 多智能体协同控制中的应用

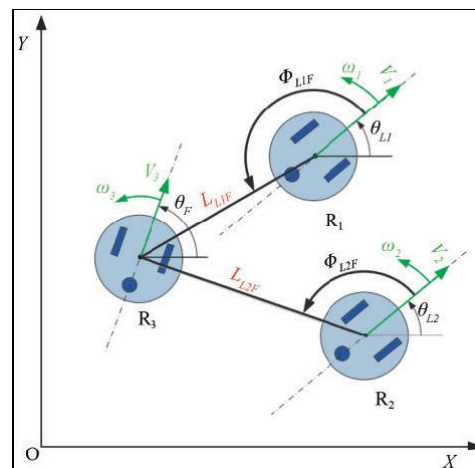
领航跟随者法 (Leader-Follower)

优点：领航者作为控制整个智能体系统运动的主导，仅凭给定的运行轨迹便可以控制整个智能体群组的行为，从而大大简化了控制作用。

缺点：一旦系统中领航者发生错误行为时，会直接导致跟随智能体行为的紊乱，进而让整个系统陷入崩溃状态。针对这一缺点，有学者已经提出引入**反馈技术**，进而实现稳定有效的编队控制。



(a) 领航跟随L - ϕ 控制方式



(b) 领航跟随L - L 控制方式

8.3.2 多智能体协同控制中的应用

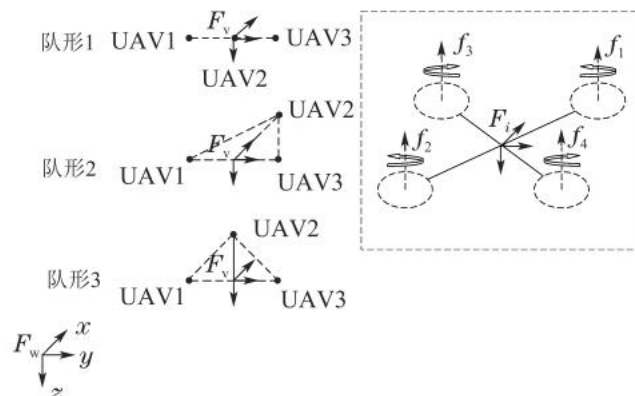
基于行为的控制法

这种方法基于多移动机器人系统的底层运动控制，上层决策系统对多机器人的行为进行设计，如解脱障碍、巡航、导航和变换队形等，并通过这些基本行为进行组合来实现编队控制。

8.3.2 多智能体协同控制中的应用

虚拟结构法

将多智能体编队队形看做一个**单独的刚体结构**，智能体就是这个刚体结构上的某些固定位置上的点。以它们在该结构坐标系中的位置为参考，当智能体运动时，即多智能体编队发生移动时，只要智能体个体跟踪其在刚体结构中对应的点即可。也就是说，智能体在参考坐标系中的坐标值保持不变，也就意味着智能体之间相对位置关系未发生变化，进而整个多智能体系统始终保持着某一编队队形在行进。



8.3.2 多智能体协同控制中的应用

编队控制方法	优点	缺点
领航跟随法	只控制领航者 即可控制编队	领航者出现故障 则整个系统瘫痪
基于行为法	基本行为的组合 实现编队功能多样化	难以进行理论论证 不易稳定队形
虚拟结构法	编队整体决策容易 稳定性较好	无法考虑整体 避障的问题
基于图论法	便于队形的实现 以及队形间的变换	理论研究居多 物理实现较为复杂
人工势场法	有效解决避障	存在局部最优点问题 需要与其他方法结合

8.3.2 多智能体协同控制中的应用

编队避障流程如下：

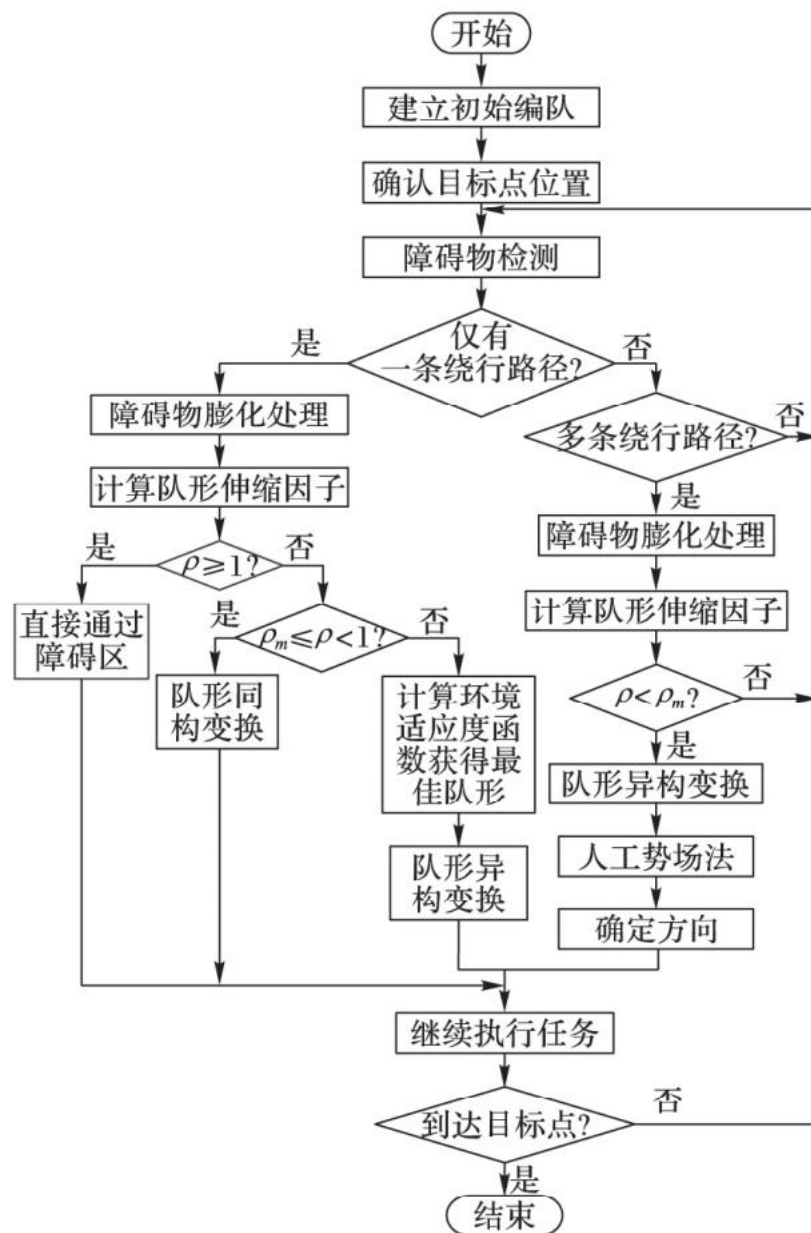
①初始化编队，随机生成障碍物，确定目标点位置和算法参数。

②根据障碍区判断当前的可行路径情况，若只存在一条可行路径，则根据变形因子的值选择队形变换模式，完成编队避障。

③在多路径异构变换模式下，领航智能体基于改进后的人工势场法向目标点行进。

④跟随智能体则**根据领航跟随的编队模型**确定各自当前的期望位置，并基于最优参数和**改进的人工势场法**，进行避障同时趋向期望位置。

⑤领航智能体经判断，没有到达目标点，则重复执行避障任务，由于参数随环境的自适应优化，编队系统能最大程度的保证队形完整，进行多次迭代，成功避障到达目标点。



8.3.2 多智能体协同控制中的应用

布谷鸟搜索算法 (Cuckoo Search, 缩写CS) 是由剑桥大学杨新社教授和S. 戴布于2009年提出的一种启发算法。根据昆虫学家的长期观察研究发现, 一部分布谷鸟以寄生的方式养育幼鸟, 它们不筑巢, 而是将自己的卵产在其他鸟的巢中, 由其他鸟(义亲)代为孵化和育雏。然而, 如果这些外来鸟蛋被宿主发现, 宿主便会抛弃这些鸟蛋或新筑鸟巢。通俗理解就是, 布谷鸟蛋找到能成功在其他鸟巢成功孵化这个过程就是寻优过程。





谢谢！

THANKYOUFORLISTENING