

理论基础与统一模型

引言

生物启发计算是在微观生物系统与宏观生态系统的内在规律启发下,在仿生学、生态系统分析、计算机应用技术等学科的基础上逐渐发展起来的一种计算智能方法,其中生物进化论、共生进化论、复杂适应系统理论为生物启发计算提供了重要的理论支撑。本章首先从生物进化论与优化、共生进化与种群动力学、复杂系统与涌现三个层面介绍生物启发计算模拟自然界启发源的内在特殊规律,如生物进化规律、多种群共生模式、生态群落的层次结构等。然后在此基础上给出了生物启发计算的统一框架理念,抽象表述了统一框架的形式化模型,并进一步给出了基于统一框架设计高效生物启发计算方法的若干指导原则。

3.1 生物进化论与优化

3.1.1 优胜劣汰——生存竞争

1. 达尔文学说

1859年英国生物学家和生物进化论的奠基者达尔文(Charles Robert Darwin 1809—1882)发表了巨著《依据自然选择或生存斗争中适者生存的物种起源》(简称《物种起源》),创立了以自然选择为基础的进化学说——生物进化论,并通过《动物和植物在家养条件下的变迁》和《人类起源及性的选择》,进一步充实了他的进化学说的内容,称为达尔文进化论或达尔文主义(Darwinism)。

达尔文进化论认为生命的形成和发展是以自然选择为动力,自然选择通过遗传、变异,推动生命存在形式由低级向高级、由简单向复杂的进化。该学说的要点是群体中的个体具有性状差异,这些个体对其所处的环境具有不同的适应性;由于空间和食物有限,个体间存在生存竞争,结果,具有有利性状的个体得以生存并通过繁殖传递给

后代,具有不利性状的个体会逐渐被淘汰。达尔文把自然界这种留优汰劣的过程称为自然选择。由于自然选择的长期作用,分布在不同地区的同一物种就可能出现性状分歧和导致新物种的形成。自进化论创立以来,人们将“物竞天择、遗传变异、适者生存”作为普遍性原理来认识自然^[1]。

达尔文进化论的基本观点包括:

(1) 变异与遗传:一切生物个体都有多样的变异特性,只有能遗传的变异才是自然选择的对象,变异为生物进化提供了原料。

(2) 生存竞争:由于繁殖过剩,生物界与生物界、生物界与自然界之间普遍存在着生存斗争,一切生物在环境中为生存而斗争,不同变种对环境有不同的适应能力。

(3) 选择:变异和生存斗争导致自然选择,在生存斗争中,自然界对所有的变异进行选择,适者生存,这种选择作用长期积累形成新物种,这种留优汰劣的作用称为自然选择。

达尔文的生物进化论被誉为19世纪自然科学的三大发现之一,首次勾画了生命由简单向复杂、由低级向高级的发展图式,这种自然选择进化论所描述的进化是一种渐变的、连续的线性过程,人们称它为“生物进化的线性模式”。

为此,古生物学在近一个多世纪里,试图寻找达尔文所预言的渐进式、线性进化的历史事实。然而人们发现的却是大量非线性进化的史实。同时,达尔文所认定的进化方式是渐进式的,不能解释由于随机的突变导致复杂性递增的结果,而且缓慢的自然选择很难解释在连续进化中出现的突然飞跃。通过自然选择发挥作用的随机突变,很难解释已知物种之间连续出现的变种。

2. 突变学说

荷兰遗传学家德·弗里斯(Hugo. de Vries 1848—1935)提出了物种形成的突变学说(1903)^[2]。该学说的提出建立在美洲物种——夜报春花(*Oenothera lamarckiana*)试验的基础上。首先,在该物种的自然群体中观察到几种变型。然后,在该物种的多代繁育试验中发现总能连续产生少数变型;这些变型或能真实遗传,或能分离成该物种和最初观察到的那几种变型。由于某些变型与原物种差别很大,被确定为新物种,而新物种的形成很容易用突变解释。但后来证明,德·弗里斯所用的材料其实是一种永久杂种,所发现的所谓新物种不过是这一永久杂种的分离产物。

在德·弗里斯突变论的启发下,摩尔根依据其试验发现:

(1) 许多突变体受孟德尔基因控制;

(2) 在进化中,突变的作用大于自然选择的作用。前者创造变异,后者保留现存有利变异;

(3) 少数有利变异会在群体中逐渐占优势,而进化是一个群体中更为有利的基因替换原有基因的过程。

因此,摩尔根这一进化学说被称为突变学说,但最好叫突变——自然选择学说,因为它没有否定自然选择在进化上的作用。突变理论(catastrophe theory)不仅超越了以往“自然界无飞跃”的渐进进化思想,使突变现象成为科学研究的对象,而且给出了研

究突变的数学工具,大大改变并深化了人们对系统自组织内涵的理解。

3. 综合进化学说

英国学者费希尔(R. A. Fisher)、霍尔登(J. B. S. Haldance)和美国学者赖特(S Wright)于20世纪20—30年代,在综合了选择论和基因论的基础上,运用群体遗传学的理论和方法,对突变、选择和遗传引起群体等位基因频率的变化,进行深入的理论研究后得出:在群体等位基因频率的变化方面,选择要比突变的影响程度更大。这一理论成果很快为许多实验遗传学家所接受。

综合进化学说的主要论点如下:

(1) 突变是随机的,是生物进化的原始材料,但由于其对等位基因频率变化的影响很小,因此,在进化中作用很小。

(2) 自然群体存在的遗传变异足以对不同环境的自然选择作出反应,自然选择是影响生物进化的主要因素,决定着生物进化的方向。

(3) 由于自然选择,处在不同环境下的有利基因分别被继承,最终可使不同环境下的生物出现生殖隔离而形成新物种。由于综合进化学说的基本观点仍是自然选择,所以又称新达尔文学说^[4]。

由此可见,综合进化学说认为生物进化的基本单位是群体而不是个体。个体的变异若不能在群体内通过繁殖而保留和遗传,这种变异在进化上是没有意义的。基因突变、自然选择和隔离是物种形成和生物进化的机制。

同时,许多科研工作者分别在分子、染色体、细胞、个体、群体等各个层次上就进化论对基因的研究取得了突破,如在分子层次上有DNA在复制过程中发生的缺失、嵌入、置换和倒位;在染色体层次上有染色体数量的改变和其结构的缺失、重复、倒位和易位;在细胞层次上有有性生殖过程中的基因重组;在个体表型层次上有等位基因的显性、隐性和多态现象等不同表现;在群体层次上有中性突变在群体中的遗传漂变及由物化因素决定的基因突变的分子周转。

综上所述,达尔文学说的变异与遗传、选择观点为遗传算法等生物启发式计算提供了框架性思路;达尔文学说的生存竞争观点为多种群协同进化(特别是竞争模式、觅食模式)算法以及生态计算的设计给出了启示;突变学说的观点为提高生物启发式计算的搜索性能,特别是跳出局优的机制设计提供了依据;综合进化学说中关于“突变”与“自然选择”对生物进化影响程度的分析,为生物启发式计算的参数设定提供了参考;综合进化学说将“隔离”也列入生物进化的机制之一的观点为生物启发式算法的设计提供了新方向;近年来,在分子、染色体、细胞、个体、群体等各个层次上就进化论对基因的研究为生物启发式算法的微观细节设计奠定了基础。

3.1.2 自适应与效率

自适应作为生物系统中表现得较为突出的一种属性,是指系统通过自动调整自身性态来适应环境变化的一种机制,在生物进化过程中,自适应是“适者生存”法则的一种体现。

生物进化总是导致新物种的出现和结构的复杂化——即有序性的增加,这一现象用传统热力学的熵增加理论是无法解释的。生物适应生存条件的改变是引起遗传变异的根本原因。对于生物进化这一自发过程,也存在过程发生的准则。当满足这个准则时,生物可以自发地改变自己的生存状态以适应周围环境。这种适应既包括暂时性的适应性反应,如条件反射;也包括永久性适应,即产生遗传性变异。其中,永久性适应推动了生物系统的进化过程。

生物对周围环境的适应包括三方面:生存条件、繁殖和基因延续。30多亿年来生物发展史表明:

(1) 生物的适应性进化是自发的。在植物方面以树为例:树叶的分布可以接受更多的光照;高等植物的管细胞分化为导管和表皮纤维,导管可提高输水能力;树干呈圆柱形,外表皮纤维厚度约为树径的 $1/7$,可以最大限度地承受风力,与现代力学计算得到的最省材料的结构是一致的。在动物方面以鸟为例:鸟类体型有利于降低飞行阻力;鸟类体温高、代谢速度快,能够满足较大的能量消耗;鸟翅膀大而有力,骨中空而又坚固,无膀胱,随时排放粪便,这都有利于减少飞行重量;鸟有肺和气囊,呼吸系统可以进行双重供氧和排除二氧化碳;有两个大的心房,脉搏快达几百次/min,循环系统可以保证血液及时供应。这些功能都是经历漫长的岁月逐步进化得到的。

(2) 生物的适应性进化是多样的。生物对环境的适应有许多途径和方法,可以通过调整不同的组织、器官或控制系统的不同参数加以适应。例如对付不良的环境,既可以采取如休眠、蛰伏等降低生活消耗能量的方式;也可以提高代谢强度,在机能上、组织结构上发生相应变化。因此,在同一外界环境中可以出现许多不同的种群,并在种群间产生“生存竞争”。

(3) 生物的适应性进化是不可逆的。生物进化总是朝单方向进行,从低级向高级发展。即使环境回复到低等生物产生的情况,高级生物即使不能生存而灭亡也不会再变回低等生物。如鲸鱼是从陆地返回海洋的,它的肺不再会变为腮。大量事实表明进化过程是不可逆的。

以上事实表明生物适应性是存在的。

生物系统的自适应程度通常可以用生物系统行为的效率来测度。下面以生物的觅食效率为例加以说明。生物种群中多数是异养生物,他们不会自己生产食物,必须要摄取食物获得营养才能生存。因此,如何摄取食物对所有的生物来说都是至关重要的。如果说成功的繁殖是生物最终的目标,那么食物便是生物实现这一目标的基石。生物学家对生物觅食行为的研究越来越重视,包括理论和试验的研究。生物学家研究发现生物在觅食过程中遵循这样的原则,即花费最少的时间 T 获得最多的收益 E 。这便是生物的最优觅食理论^[3,4]。

用数学公式表述如下

$$\max\left(\frac{E}{T}\right) \quad (3-1)$$

从式(3-1)可以看出一个成功的觅食者在一定的时间内获得了较多的能量,它便有足

够的营养资源生存下来繁殖下一代,反之一个失败的觅食者将被自然选择所淘汰。例如,母猪喂养幼猪时,刚刚降生的幼猪通常有多只,当母猪喂乳乳汁时,较为强健的幼猪会抢占乳汁较丰富的乳头,而较为软弱的幼猪只能轮到乳汁不丰富的乳头。长此以往,最初较为强健的幼猪会长得越来越强壮,抵御疾病的能力会更强。而最初较为软弱的幼猪会长得越来越瘦弱,抵御疾病的能力会更差,很可能会夭折,被自然所淘汰。

在生物觅食策略中,食物源(食物地点)的选择至关重要。一个动物在取食前必须首先决定到哪儿去取食,取食什么类型的食物,什么时候转移取食地点。

3.2 共生进化论与种群动力学

3.2.1 共生与协同进化

1. 共生理论

共生(symbiosis)的概念首先是由德国真菌学家 De Bary 于 1879 年提出的,其将共生定义为“不同种属生活在一起”,即不同种类的一个或多个成员之间延伸的物质联系^[5]。Lewils(1973)定义了共生、互惠共生、寄生和其他有关不同物种生物体间关系的概念,丰富了共生理论的研究。

1) 共生关系的基本要素

(1) 共生单元。共生单元是指构成共生关系的基本能量生产和交换单位,它是形成共生关系的基础与基本物质条件。在植物与菌类的共生关系中,固氮菌和豆科植物都是共生单元。

(2) 共生模式。共生模式是指共生单元相互作用的方式及强度。它既反映共生单元之间物质和信息的交流关系,也反映它们之间能量的互换关系。从行为角度上划分,通常可以将共生模式具体划分为捕食、竞争、寄生、共存、互利五种模式;从组织角度上划分,共生模式又可以分为点共生、间歇共生和连续共生三种模式。

① 捕食。不同的物种间形成了众多完整的闭环的食物链关系,例如,兔子吃草、狼吃兔子、老虎吃狼、菌类吞噬老虎尸体、菌类为草的生长提供营养等。不同的食物链上的生物通过交叉捕食关系,又会形成复杂的食物链网。

② 竞争。竞争在自然界系统中广泛存在,如不同植被对阳光、水分、营养物质的竞争。生物界中的竞争可以是两种物种间的竞争,更多的是多种物种间的竞争,即使是同一物种内部,不同个体间也存在竞争关系。竞争与捕食一样,是推动生物系统不断进化的重要因素。

③ 寄生。两种生物在一起生活,一方受益,另一方受害,后者给前者提供营养物质和居住场所,这种生物的关系称为寄生。如:细菌、病毒、真菌和它们所依附存在的动物。

④ 共存。共存模式指两种都能独立生存的生物以一定的关系生活在一起的现象。这种模式对其中一方有利,对另一方无关紧要。如一种色彩鲜艳的双锯鱼常在海

葵的触手间游动,受到海葵保护,而其他种类的小鱼若靠近海葵,就会被其触手抓住并被吃掉。

⑤ 互利。互利模式还可细分为非对称性互利共生与对称性互利共生两种模式。非对称性互利共生是共生行为模式中最常见的一种,也是影响最广泛的一种。在对称性互利共生中,共生界面一旦形成就具有相对稳定性,任何单元的简单变动不会影响界面的性质与功能。

捕食、竞争、寄生、共存、互利五种共生模式都是自然界广泛存在的共生形式。从捕食、竞争共生到发展为寄生、共存、互利共生的过程是共生行为模式从非稳态发展到稳态的过程,详细发展过程如图 3-1 所示。可见,最理想的共生行为模式是互利共生模式,而且是最有效率、最有凝聚力且最稳定的共生形态。互利共生中产生新能量,在所有共生行为模式中是最大的。这种新能量的生产和分配取决于由共生界面所规定的共生单元之间的集体作用,而不是单个共生单元的作用。这样整个共生系统中,通过多方面机制的作用,使共生的效率更高,共生界面的稳定性更好。从而使不同共生单元的能量积累能够同步进行,共生进化也同步发展。这种机制对共生体系形成稳定而优化的结构具有积极的推动作用。

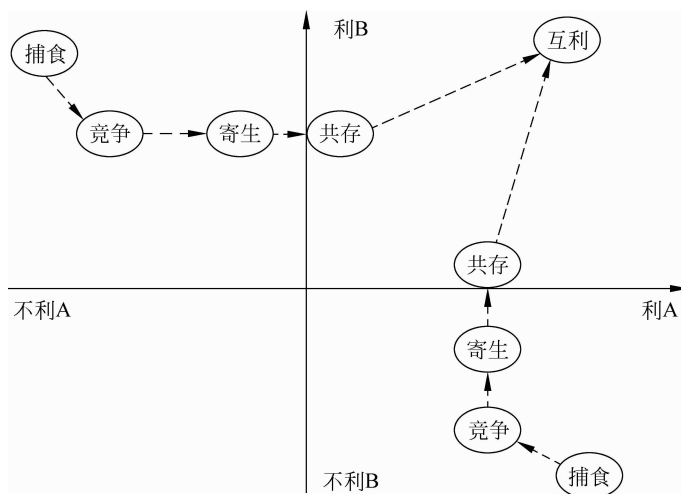


图 3-1 非稳态共生到稳态共生的过程图

(3) 共生环境。共生环境指与共生关系产生和发展所联系的环境,通常指共生单元以外的所有因素的总和。共生关系必须在共生环境中才能产生和发展,例如,植物和菌类形成共生关系,植物和菌类都是共生单元,它们的共生环境是其赖以存在的土壤环境、水环境、大气环境和与其他动植物构成的环境。共生单元通过物质交换、信息流通和能量交流来实现与环境之间的相互作用。

根据共生环境对共生模式作用、共生模式对共生环境的反馈作用,可以实现共生模式与共生环境的 SWOT 分析,如表 3-1 所示。共生模式和共生环境的同向作用一般会比非同向作用具有更好的稳定性,即双向激励和双向阻碍的稳定性高于其他两种

作用模式。

表 3-1 共生模式与共生环境的 SWOT 分析

共生模式 共生环境	优势(S)	劣势(W)
机会(O)	双向强化	共生阻碍,环境强化
威胁(T)	共生强化,环境阻碍	双向退化

任何共生关系都是单元、模式和环境相互作用的结果。在共生关系的三要素中,共生单元是共生关系形成的基础,共生模式共生关系形成和维持的关键,共生环境则是共生关系赖以存在的重要外部条件。

2) 共生理论的基本原理

共生理论的原理是反映共生系统发展中的一些规律,是共生系统形成的基本准则。

(1) 质参量兼容原理

共生关系形成的关键取决于质参量是否兼容。质参量是否兼容的方式决定了共生关系。

设 a, b 是两个共生单元;若 $z_a \equiv f(z_b)$, 则 a, b 可能形成共生关系,其中 $f(z_b)$ 可以是随机函数、不连续函数或连续函数。随机性兼容对应点共生关系 $g(a, b)$, 如式(3-2)所示。即

$$g(a, b) = \begin{cases} \text{点式共生} & z_a = f(z_b) \text{ 是随机函数} \\ \text{间歇共生} & z_a = f(z_b) \text{ 是不连续函数} \\ \text{连续共生} & z_a = f(z_b) \text{ 是连续函数} \end{cases} \quad (3-2)$$

质参量兼容原理在体现了共生关系形成的基本决定因素的同时,从组织角度上,揭示了质参量兼容的方式与共生关系之间的对应关系。

从行为角度上,给出质参量兼容的方式与共生关系之间的对应关系 $g(a, b)$, 如式(3-3)所示。即

$$g(a, b) = \begin{cases} \text{互利共生} & z_a \uparrow \uparrow \Leftrightarrow z_b \uparrow \uparrow \\ \text{共存共生} & z_a \uparrow \Leftrightarrow \Delta z_b = 0 \text{ 或 } z_b \uparrow \Leftrightarrow \Delta z_a = 0 \\ \text{寄生共生} & z_a \uparrow \Leftrightarrow z_b \downarrow \text{ 或 } z_b \uparrow \Leftrightarrow z_a \downarrow \\ \text{竞争共生} & z_a \uparrow \Leftrightarrow z_b \downarrow \downarrow \text{ 或 } z_b \uparrow \Leftrightarrow z_a \downarrow \downarrow \\ \text{捕食共生} & z_a \uparrow \uparrow \Leftrightarrow z_b \downarrow \downarrow \text{ 或 } z_b \uparrow \uparrow \Leftrightarrow z_a \downarrow \downarrow \end{cases} \quad (3-3)$$

(2) 共生能量生成原理

共生能量 E_s 是衡量共生系统的活力、和谐程度与生命力的重要指标,体现共生系统生存能力,测算了相关共生单元的共生模式对共生系统外部环境的适应程度,是共生系统产生的重要成果体现。在共生进化的不断推进过程中,共生关系是否存在的基本特征之一便是新能量的产生与否。

共生能量是共生单元提高能力或者扩大规模的先决条件。共生系统质参量的性

质和状态决定了共生能量的变化。共生能量的理论计算可以通过式(3-4)来表示

$$E_s = f(\lambda_s, \rho_s, \xi_s, t_s) \quad (3-4)$$

其中, λ_s 表示共生系统的全要素共生度, ρ_s 表示共生密度, ξ_s 表示共生维度, t_s 表示共生周期。

可见, 共生能量 E_s 的大小和全要素共生度 λ_s 、共生密度 ρ_s 、共生维度 ξ_s 和共生周期 t_s 的大小或多少之间具有内在的函数关系。 λ_s 决定了共生能量能否生成, 对任意一个共生系统来说, $\lambda_s > 0$ 是共生能量 E_s 产生的充要条件。

另外, 共生能量还受共生密度和共生维度的影响, 而且在全要素共生度 λ_s 、共生周期 t_s 一定的情况下, 共生密度和共生维度起关键作用。

在非密度制约系统中, 共生密度的增加和共生能量的增长表现为正相关关系, 在密度制约系统中, 共生密度存在一个均衡值, 与之对应的共生能量达到最大值, 超过这一点共生能量将随共生密度增加而减少。在全要素共生度 λ_s 、共生密度 ρ_s 、共生维度 ξ_s 一定的情况下, 随着共生周期 t_s 的推移, 共生能量 E_s 会不断积累。

(3) 共生系统进化原理

共生系统的进化过程是由不同的共生单元共同推进的。在共生系统中, 不同共生单元在进化过程中的地位与作用通常是不同的, 并且差异较大, 将具有相对最大单要素共生度的共生单元定义为关键共生因子。这种关键共生因子有可能是多个, 甚至是多组, 且随着共生关系的改变而改变。关键共生因子集 Φ 可以通过式(3-5)加以确定, 其中, α 表示非关键共生因子对全要素共生度 λ_s 的贡献度阈值。

$$\Phi = \left\{ \lambda_s^{(i)} \mid \sum_{i=1}^k \lambda_s^{(i)} / \lambda_s \geq 1 - \alpha, k \leq n, \lambda_s^{(i)} \geq \lambda_s^{(i+1)}, i = 1, 2, \dots, n-1 \right\} \quad (3-5)$$

在所有共生系统中, 对称性互利共生系统是最有效率也是最稳定的系统。任何具有对称性互利共生特征的系统在同种共生关系中具有最大的共生能量; 任何具有非对称互利共生特征的系统在同种关系中, 关键共生因子分配的非对称性越小, 其具有的共生能量越大, 如式(3-6)所示。能量使用选择系数越收敛于密度制约条件, 共生系统进化的速度越快。

$$\sigma(\lambda_{s_1}^{(i)}) \leq \sigma(\lambda_{s_2}^{(j)}) \Rightarrow E_{s_1} \geq E_{s_2}, \quad i \in \Phi_1, \quad j \in \Phi_2 \quad (3-6)$$

其中, $\sigma(\lambda_{s_1}^{(i)})$, $\sigma(\lambda_{s_2}^{(j)})$, 分别表示非对称互利共生系统 s_1 、 s_2 的关键共生因子对全要素共生度贡献度的标准差; E_{s_1} , E_{s_2} 分别表示非对称互利共生系统 s_1 、 s_2 的共生能量; Φ_1 , Φ_2 分别表示非对称互利共生系统 s_1 、 s_2 的关键共生因子。

2. 协同进化

1976年, 德国学者哈肯从宏进化模式出发, 创立了“协同论”, 描述了系统进化过程中内部要素及其相互之间的协同行为, 并指出这种协同行为是系统进化的必要条件。Jazen^[6]给协同进化下了一个严格的定义: 协同进化是一个物种的性状作为对另一个物种性状的反应而进化, 而后一物种的这一性状本身又是作为对前一物种性状的反应而进化。更严格的定义还要求两个性状必须同时进化。

随着协同进化理论的提出与发展, 人们对种间生态学作用引起的物种形成有了更

清楚的认识。按照协同进化理论,物种间的相互作用引起协同适应(coadaptation),在一定的条件下可导致协同物种的形成。物种间协同适应引起的物种形成是普遍存在的,Ehrlich 和 Raven 甚至认为植物与植食动物间的相互选择反应可以说明热带地区物种高度多样性的原因。

协同进化的研究内容极为广泛,包括竞争物种间的协同进化、捕食者与猎物系统的协同进化、寄生物与寄主系统的协同进化、拟态的协同进化和互利作用的协同进化等,而广义的协同进化(也称共同进化)指生物与生物、生物与环境之间在进化过程中的某种依存关系。在自然生态系统中,种群关系上的协同进化现象非常普遍。

协同进化可以细分为以下三种类型:

(1) 协同适应进化,如蜂的口器与蝴蝶花的花冠长度相当,植物接纳了这种昆虫,却拒绝了其他昆虫,目的在于避免伤害。兰花为了吸引专为自己授粉的某种雄蜂,也可进化成雌蜂的形态。

(2) 协同创新进化,在生物进化中的各种进步,各种新的生物类型、新器官的出现都是创新。

(3) 保守和退化,如渡渡鸟灭绝后,大颅榄树的种子失去了依靠其消化才能发芽的条件,几乎灭绝。

协同进化观是相对于达尔文的“优胜劣汰”观而言的。“优胜劣汰”观认为每一个生物都在不断增殖的倾向当中,必定发生生存斗争。把“优胜劣汰”作为生物进化主线是片面的,协同进化观从“优胜劣汰”观的另一角度,即“协同”观来认识生物进化。

3.2.2 多种群共生协同进化的动力学描述

多种群共生协同进化动力学模型一般将系统划分为若干子群,再进一步考虑子群间基于种群密度的协同进化。模型在每次迭代中都依次运行进化过程和协同过程,其中每个种群内部的进化过程采用相应的内部操作,协同过程运用种群共生(捕食、竞争、互利、共存、寄生等)导向动力学方程计算各种群密度,并根据计算出的种群密度调整各个子群的规模,即种群 i 的大小 $N_i(t+1) = N_i(t) + dN_i/dt$ 。

(1) 捕食导向动力学模型。捕食导向的 n 种群的协同进化动力学模型如下

$$\frac{dN_i}{dt} = r_i N_i \left(1 - \frac{N_i}{K_i} - \sum_{j=1, j \neq i}^n \frac{e_{ji} N_j}{K_j} + \sum_{u=1, u \neq j}^n \frac{e_{uj} N_u}{K_u} \right) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3-7)$$

其中, N_i 表示种群 i 的大小; K_i 表示在没有捕食的情况下种群 i 的环境负荷量; r_i 表示种群 i 个体的最大瞬时增长率; e_{ji} 是捕食系数,表示种群 j 的每个个体对种群 i 的捕食抑制作用; dN_i/dt 表示种群 i 的密度变化量。

(2) 竞争导向动力学模型。竞争导向的 n 种群的协同进化动力学模型是基于下式的改进 Lotka-Volterra 竞争方程^[7]

$$\frac{dN_i}{dt} = r_i N_i \left(1 - \frac{N_i}{K_i} - \sum_{j=1, j \neq i}^n \frac{c_{ji} N_j}{K_i} \right) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3-8)$$

其中, N_i 表示种群 i 的大小; K_i 表示在没有竞争的情况下种群 i 的环境负荷量(即环境对种群 i 的承载力); r_i 表示种群 i 个体的最大瞬时增长率; c_{ji} 是竞争系数,表示种

群 j 的每个个体对种群 i 的竞争抑制作用； dN_i/dt 表示种群 i 的密度变化量。

(3) 寄生导向动力学模型。寄生导向的 n 种群的协同进化动力学模型如下

$$\frac{dN_i}{dt} = r_i N_i \left(1 - \frac{N_i}{K_i} + \sum_{j=1, j \neq i}^n \frac{y_{ji} a_{ji} N_j}{K_i} \right) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3-9)$$

$$\frac{dN_j}{dt} = r_j N_j \left(1 - \frac{N_j}{K_j} + \sum_{i=1, i \neq j}^n \frac{y_{ji} b_{ji} N_i}{K_j} \right) \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (3-10)$$

$$y_{ji} = \begin{cases} 1, & \text{种群 } i \text{ 可寄生到种群 } j \text{ 上} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3-11)$$

其中, N_i 表示种群 i 的大小； K_i 表示在没有寄生的情况下种群 i 的环境负荷量； r_i 表示种群 i 个体的最大瞬时增长率； a_{ji} 是寄生得利系数, 表示种群 j 的每个个体对种群 i 的寄生促进作用； b_{ji} 是寄生抑制系数, 表示种群 i 的每个个体对种群 j 的寄生抑制作用； dN_i/dt 表示种群 i 的密度变化量。

(4) 共存导向动力学模型。共存导向的 n 种群的协同进化动力学模型如下

$$\frac{dN_i}{dt} = r_i N_i \left(1 - \frac{N_i}{K_i} + \varphi \right) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3-12)$$

$$\varphi = \begin{cases} x_i / \phi N_i, & x_i < \phi N_i \\ 1, & x_i \geq \phi N_i \end{cases} \quad (3-13)$$

$$x_i = \sum_{j=1, j \neq i}^n y_{ji} N_j \quad (3-14)$$

$$y_{ji} = \begin{cases} 1, & \text{种群 } i \text{ 可与种群 } j \text{ 共存} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3-15)$$

其中, N_i 表示种群 i 的大小； K_i 表示在没有共存的情况下种群 i 的环境负荷量； r_i 表示种群 i 个体的最大瞬时增长率； φ 是共存和谐系数, ϕ 表示共存所需的最低比例(这里设定 $0 < \phi < 1$)； dN_i/dt 表示种群 i 的密度变化量。

(5) 互利导向动力学模型。互利导向的 n 种群的协同进化动力学模型如下

$$\frac{dN_i}{dt} = r_i N_i \left(1 - \frac{N_i}{K_i} + \sum_{j=1, j \neq i}^n \frac{h_{ji} N_j}{K_i} \right) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3-16)$$

其中, N_i 表示种群 i 的大小； K_i 表示在没有互利竞争的情况下种群 i 的环境负荷量； r_i 表示种群 i 个体的最大瞬时增长率； h_{ji} 是互利系数, 表示种群 j 的每个个体对种群 i 的互利促进作用； dN_i/dt 表示种群 i 的密度变化量。

3.3 复杂系统与涌现

3.3.1 复杂适应系统与生物进化

复杂适应系统(complex adaptive system, CAS)由 Holland 于 1994 年在其《隐秩

序——适应性造就复杂性》一书中提出,该理论从微观机制解释了系统复杂性产生的原因以及个体行为特征和系统宏观表现之间的关系^[8, 9]。复杂系统作为一个开放性的系统,范围极为广泛和多样性,但令人惊奇的是,它们确实拥有一些共同的特征,有结构上的,也有功能(行为)上的。这类系统具有的共同特征之一就是适应性,这种性质使得复杂系统能够从经验中学习并改变以“适应”环境。

经过多年努力,科学家们在复杂系统的研究方面取得了重要的进展并达到了一些共识^[10]。所有复杂系统的根本特征是涌现(emergence),也就是说一个复杂系统的数学模型中会涌现出各式各样的斑图(pattern)。这些涌现现象是由混沌边缘(edge of chaos)来完成,换句话说,这种由无序到有序过程是由混沌边缘来完成。复杂系统一般具有非均匀性、非线性性、自适应性、网络性等共性特点。

与其他复杂系统理论相比,复杂适应系统理论突破了传统的“复杂性主要来自系统外部”的观点,突出了 Agent 的智能属性,认为其适应性的个体行为是各种复杂系统多态性的根源^[11],存在于一个异质的、本土性的和多种机构相互作用且功能集成的网络中,他们以非线性的形式相互作用、相互适应和学习^[12],将系统宏观特征与微观机制有机的联系起来,给出了新的认识角度——涌现性。

该理论的核心思想是“适应性造就复杂性”,强调主体与整体之间,微观与宏观之间的复杂关系^[13]。围绕“适应性造就复杂性”这个核心思想,约翰·霍兰(John Holland)教授进一步提出了研究适应和演化过程中特别要注意的有关概念,给出了复杂适应系统所具有的“聚集”、“非线性”、“流”、“多样性”四个特性以及“标识”、“内部模型”、“积木”三个机制,通过其不同类型的组合可以派生出复杂适应系统多种复杂性特征^[14]。

上述七个概念中,前面四个是个体属性,在适应和进化中发挥作用,而后三个则是个体与环境进行交流时的机制。这七个概念在复杂的生物进化过程中的作用表现得淋漓尽致。由此,CAS 理论的核心概念体系 CASCs 可以表示为一个七元组,如式(3-17)所示

$$CASCs = (A, NL, F, D, T, IM, B) \quad (3-17)$$

其中, A, NL, F, D, T, IM, B 分别表示“聚集”(aggregation)、“非线性”(non-linearity)、“流”(flows)、“多样性”(diversity)四个特性以及“标识”(tag)、“内部模型”(internal models)、“积木”(building blocks)。

1. 聚集

聚集主要指个体通过“粘着”形成较大的所谓多主体的聚集体。在复杂系统的演变过程中,较小的、较低层次的个体通过某种特定的方式结合起来,形成较大的、较高层次的个体,这是一个十分重要的关键步骤,往往是宏观形态发生变化的转折点。例如,生物体中若干细胞形成组织、若干组织形成器官。然而,对于这个步骤,以往基于还原论的思想方法是很难加以说明和理解的。聚集这个概念承认了个体的主动作用,克服了在整体与局部之间非此即彼的绝对的对立,提供了理解与描述上述现象的新的视角。聚集的概念对于层次的理解也提供了有益的启发,层次之间是有质的差别的,

层次之间的质的差别究竟是怎样涌现出来的,在这里,聚集也起了关键的作用。

2. 非线性

非线性是指个体以及它们的属性在发生变化时,并非遵从简单的线性关系。特别在个体与系统或环境的反复的交互作用中,这一点更为明显。个体之间相互影响不是简单的、被动的、单向的因果关系,而是主动的“适应”关系。以往的“历史”会留下痕迹,以往的“经验”会影响将来的行为。该理论把非线性的产生归之于内因,归之于个体的主动性和适应能力。正因为如此,Holland 教授在提出具有适应性的主体这一概念时,特别强调其行为的非线性特征,并且认为这是复杂性产生的内在根源。生物界中,某些生物的进化呈现出典型的非线性特征。

3. 流

在个体与环境之间、个体与个体之间存在着物质流、能量流和信息流。例如,蚂蚁之间借助信息素传递信息,蜜蜂借助舞蹈姿势来传递信息。流具有适应性、乘数效应和再循环效应等特征。

4. 多样性

在适应过程中,由于种种原因,个体之间的差别会发展与扩大,最终形成分化。这是复杂系统的一个显著特点。例如,在蜂群中,同样是蜜蜂,由于分工不同,蜜蜂的个体之间形成一定的差别。系统复杂性的重要思想之一就是个体间的差别,个体类型的多样性。当前的复杂性研究着眼于个体类型多种多样的情况,而其中的理论则进一步研究这种多样性是怎样产生的,即分化的过程。正是相互作用和不断适应的过程,造成了个体向不同的方面发展变化,从而形成了个体类型的多样性。而从整个系统来看,这事实上是一种分工。如果和前面讲到的聚集结合起来看,这就是系统从宏观尺度上看到的“结构”的“涌现”,即所谓“自组织现象”的出现。

5. 标识

为了相互识别和选择,个体的标识在个体与环境的相互作用中是非常重要的,因而无论在建模中,还是实际系统中,标识的功能与效率是必须认真考虑的因素。例如,蚁群中,蚂蚁利用信息素标识出食物的线路;在大雁群中,头雁用自己飞行的方向标识出整个雁群当前飞行的共同方向。标识的作用主要在于实现信息的交流。流的概念包括物质流、能量流和信息流,起关键作用的是信息流。

6. 内部模型

这一点表明了层次的观念。每个个体都有复杂的内部机制,对于整个系统来说,统称为内部模型。内部模型代表了主体对外在刺激的响应能力或者反应机制。例如,菌群在外部环境中营养或毒素的刺激下形成的趋向与逃离反应机制。复杂系统的内部模型可以分为隐式和显式两类。

7. 积木

复杂系统常常是在一些相对简单的部件的基础上,通过改变它们的组合方式而形成的。因此,事实上的复杂性往往不在于积木的多少和大小,而在于原有积木的重新组合。在很多情况下,旧的内部模型常常扮演积木的角色,通过重新组合而生成新的

内部模型。例如,蜂鸟的喙的组织不断重新组合,使得其更适于采到花蜜,而相应的花也不断重新组织其花径的组织,使得其形状与蜂鸟的喙不断趋于吻合,出现了相互匹配的关系。

内部模型和积木的作用在于加强层次的概念。通过这七个方面的表述,主体的特点就充分地表现出它是多层次的、和外界不断交互作用的、不断发展和演化的、活生生的个体,这就是 CAS 理论思想的独特之处。正是这一特点,给 CAS 理论带来了巨大的发展空间。

3.3.2 生物进化的复杂系统建模

1. CAS 演化过程的数学描述

根据 Holland 的定义,所谓系统的适应性就是在环境的作用下,系统结构不断改变以利于自身生存和发展的过程,也称为系统的演化过程^[15]。

面对环境的演变,系统结构是产生适应行为和实现适应过程的基本载体,而系统结构的调整是在适应策略推动下实现的。在系统适应过程的不同阶段 t 中,适应策略往往需要采用合适的方法或手段进行调整。例如,在生物复杂系统进化过程中,群落系统的结构(群落中各个群体的规模比例)的调整就是在群落系统的适应策略(为适应群体间竞争、捕食、互利、共存、寄生等相互作用的种群规模调整策略)推动下实现的。

复杂适应系统的适应过程在本质上是一个建立在群体之上的、动态的、广义的寻优过程。在特定环境 e 下,不同结构 c 的系统的适应性一般采用适应性测度函数 $\mu_e(c)$ 表示。系统演化的基本过程可以抽象为如下数学描述。

由上述分析,CAS 演化过程可以抽象地描述为一个五元组 $CASM(E, C, S, F, T)$,其中, E 表示系统所处的整体环境集合, C 表示所有可能出现的系统结构集合, S 表示系统可以采用的适应策略集合, F 表示系统的适应性测度函数集合, T 表示系统演化过程所处的时间阶段集合。下面,对该五元组的构成要素的演变作进一步分析。

(1) 环境 e 的演变。随着时间阶段 t 的推移,在各种相关系统结构 $c(t)$ 的共同作用下,加上其他环境影响因素 $O(t)$ 的推动,系统所处的环境 $e(t)$ 将演变为新环境 $e(t+1)$

$$t : e(t) \times \sum_{c \in C} c(t) \times O(t) \rightarrow e(t+1) \quad (3-18)$$

其中, $t \in T, e \in E, O$ 表示除了 $e(t), c(t)$ 之外的其他环境影响因素。

(2) 系统结构 c 的演变。在适应策略 s_t 调整下,阶段 t 的系统结构 $c(t)$ (如生物体细胞核中染色体的结构)在利用环境 $e(t)$ 所提供的信息 $I(t)$,演变为新的系统结构 $c(t+1)$,如下所示

$$s_t : c(t) \times I(t) \rightarrow c(t+1) \quad (3-19)$$

考虑到 CAS 系统的演化过程应当是各个历史演化阶段的总和,因此 CAS 的新结构是当前的系统环境信息 $I(t)$ 、环境变化的历史信息 $H_e(t) = \langle I(1), I(2), \dots, I(t-1) \rangle$ 的共同作用所形成的结果。由此,式(3-18)可以修正为

$$s_t : c(t) \times I(t) \times H_e(t) \rightarrow c(t+1) \quad (3-20)$$

其中,环境历史信息 $H_e(t)$ 是通过适应策略方式不断继承与扬弃的

$$s_t : I(t) \times H_e(t) \rightarrow H_e(t+1) \quad (3-21)$$

(3) 系统适应策略 s 的演变。为了使系统结构 $c(t)$ 更好地适应环境的变化,需要适应策略 s_t 不断地进行演化调整。适应策略的演化受多种因素影响,包括系统结构 $c(t)$ 、当前环境信息 $I(t)$ 、环境演变的历史信息 $H_e(t)$ 、系统适应策略的历史选择 $H_s(t) = \langle s_1, s_2, \dots, s_{t-1}, s_t \rangle$ 等。有

$$e(t) : s_t \times I(t) \times H_e(t) \times H_s(t) \rightarrow s_{t+1} \quad (3-22)$$

(4) 系统适应性测度函数 f 表达及其数值的演变。系统结构 $c(t)$ 对环境 $e(t)$ 的适应性是适应策略 s_t 生成的重要依据,这里将系统结构 $c(t)$ 对环境 $e(t)$ 的适应性测度 $\mu_{e,t}$ 称为适应度。通常适应度值表示为大于等于 0 的实数

$$\mu_{e,t} : c(t) \times e(t) \rightarrow R^+ \quad (3-23)$$

在阶段 t 中,环境所提供的信息可简单地表示为

$$I(t) = \mu_{e,t}[c(t)] \quad (3-24)$$

在阶段 t 中,当系统结构 $c(t)$ 和环境信息 $I(t)$ 发生变化时,适应性测度函数 $\mu_{e,t}$ 也需要不断地进行调整

$$s_t : \mu_{e,t} \times c(t) \times I(t) \rightarrow \mu_{e,t+1} \quad (3-25)$$

在从阶段 1 到阶段 t 的整个适应过程中,系统结构的总体适应性测度为

$$f(T) = \sum_{t=1}^T \mu_{e,t} \quad (3-26)$$

考虑系统适应过程还与适应策略序列 $H_s(t)$ 紧密相关,在适应策略 $H_{s_i}(t) = \langle s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{i,t-1}, s_{it} \rangle$ 下,整个适应过程的总体适应性测度可以进一步修正为

$$f[T, H_{s_i}(T)] = \sum_{t=1}^T \mu_{e,t}(H_{s_i}(t)) \quad (3-27)$$

为了评判系统结构的适应度,需要设定评判标准。这里,将在适应过程中,获得最大累计适应度的适应策略作为最佳策略,其函数值作为最优适应度值,即如式(3-28)所示

$$f^*[T, H_s(T)] = \max_{s_i \in S} \{f[T, H_{s_i}(T)]\} \quad (3-28)$$

在实际复杂问题中,不可能遍历所有的系统结构和适应策略,因此,计算绝对的最佳适应策略是不现实的。但对于给定的环境变化序列 $e_T = \langle e(1), e(2), \dots, e(T) \rangle$, $e(T) \in E$,可以在一定的可靠程度下,得到一个满意的适应策略。即

$$f[T, H_{s_i}(T)]/f^*[T, H_s(T)] \geq 1 - \alpha \quad (3-29)$$

其中, $\alpha \in [0, 1)$ 是一个很小的实数,则可称 $f[T, H_{s_i}(T)]$ 是在可靠度 $1 - \alpha$ 下的一个满意的适应度值,相应的策略 s_i 在可靠度 $1 - \alpha$ 下的一个满意策略。

2. 生物进化复杂系统的层级体系演化模型

从体系结构上来看,生物复杂系统是由不同层次子系统所组成,具有鲜明的层次结构性,即细胞形成组织,组织构成器官,器官组成生物个体,生物个体组成群体,群体组成群落系统;从系统行为来看,位于上一层级的成员单位的行为由下一层次众多成

员单位的行为涌现而形成；从生物进化复杂系统的体系演化来看，在对新环境的适应过程中，位于上一层级的成员单位在下一层次成员单位行为涌现的基础上，决定包含多少下层成员单位以及这些成员单位如何组织，如何联系。

(1) 生物进化复杂系统层级空间分析。设生物进化复杂系统包含自下而上的 $L(1), L(2), \dots, L(m)$ 共 m 层结构，即生物进化复杂系统的层级划分为 $L = \langle L(1), L(2), \dots, L(m) \rangle$ ，相应地，生物进化复杂系统结构的层级模式可以表示为 $C = \langle c_{L(1)}, c_{L(2)}, \dots, c_{L(m)} \rangle$ ， $c_{L(i)}$ 表示第 i 层次的子系统结构，则生物进化复杂系统的结构空间可以用下式表示为

$$C = \prod_{i=1}^m c_{L(i)} \quad (3-30)$$

其中， $c_{L(i)}$ 表示第 i 层次的子系统的结构空间 ($i=1, 2, \dots, m$)，当结构空间有限时， $c_{L(i)}$ 的可能结构可以描述为 $c_{L(i)} = \{c_{i,1}, c_{i,2}, \dots, c_{i,N_i}\}$ ， $N_i = |c_{L(i)}|$ 。

(2) 各层子系统适应性的测度。上一层级结构 $c_{L(i)}$ (如群落系统中不同群体的规模结构) 的形成是其下一层次结构 $c_{L(i-1)}$ (如群体中不同适应值类型个体的规模结构) 竞争的结果，是 $c_{L(i-1)}$ 为了更好地适应环境 $e(t)$ (如不同群体间的竞争、捕食、互利、共存、寄生等共生环境)，自发地按照某种方式或条件聚合在一起形成的。这种自发的聚合自下而上逐层延续，最终形成完整的生物进化复杂系统层级结构体系。

可以把 $c_{L(i)}$ 对环境 $e(t)$ 的适应性测度，归结为当前层次其全体成员单位 $c_{L(i-1)}$ 的适应性测度的涌现函数值，即

$$\mu_{e,t}[c_{L(i)}(t)] = g\{\mu_{e,t}[c_{L(i-1)}(t), e(t)]\} \quad (3-31)$$

式(3-31)是生物进化复杂系统层级体系演变模型的基础。在不同的系统，甚至相同系统的不同层级中，某层级成员单位的适应度 $\mu_{e,t}[c_{L(i)}(t)]$ 可能表现为不同的形式，除了下一层级成员单位的适应度平均值这一最常见形式外，还可能是下一层级成员单位的适应度中位数、适应度众数、最大适应度、最小适应度以及某个具体函数。

不难得出，整个系统结构的适应性测度就是顶层子系统 $c_{L(m)}$ 的适应性测度

$$\mu_{e,t}[c(t)] = \mu_{e,t}[c_{L(m)}(t), e(t)] \quad (3-32)$$

将式(3-31)、式(3-32)进行递归，可以得出，顶层 $L(m)$ 结构的竞争最终都归结为系统底层 $L(1)$ 单位成员的竞争，宏观系统结构的存在是为了更有利于微观个体的发展。所以，从表现形式上看，系统本身的适应性测度直接由顶层结构 $c_{L(m)}$ 的适应性决定，但从内在实质上看，系统本身的适应性测度仍然是底层结构 $c_{L(1)}$ 的适应性总体特征。

参照式(3-26)与式(3-28)的形式，在整个适应过程中，第 i 层子系统 $c_{L(i)}$ 的适应性测度表示为

$$f_{L(i)}(T) = \sum_{t=1}^T g\{\mu_{e,t}[c_{L(i-1)}(t)]\} \quad (3-33)$$

相应地，不妨设适应过程获得最大累计适应度的第 i 层子系统的结构是最佳的，有

$$f_{L(i)}^*(T) = \max_{c_{i-1}, k \in c_{L(i-1)}} \left\{ \sum_{t=1}^T g\{\mu_{e,t}[c_{i-1,k}(t)]\} \right\}, \quad k = 1, 2, \dots, N_i \quad (3-34)$$

式(3-34)说明,生物进化复杂系统层级模型在搜索第 i 层级子系统的最佳(或满意)适应结构 $c_{L(i)}^*$ 的过程中,需要综合考虑其下一层级结构 $c_{L(i-1)}$ 组织形式。可见,越是上层的系统(结构)越需要统筹考虑,权衡系统全局的综合利益,协同进化越能在其间得到体现;而越是底层的个体(结构)越看重局部的利益,其行为规则的自适应性越充分。

(3) 层级系统演化过程数学模型的归纳。将上述的描述加以汇总,可以得到层级系统演化过程的数学模型。

给定系统演化的时间阶段 $t=1,2,\dots,T$ 、系统层级序列 $L=\langle L(1),L(2),\dots,L(m)\rangle$ 和环境变化序列 $e_T=\langle e(1),e(2),\dots,e(T)\rangle$,模型如下

$$c(t) = c_{L(1)}(t) \times c_{L(2)}(t) \times \dots \times c_{L(m)}(t) \quad (3-35)$$

$$c(t+1) = s_t[c(t), I(t), H_e(t)] \quad (3-36)$$

$$H_e(t+1) = s_t[H_e(t), I(t)] \quad (3-37)$$

$$\mu_{e,t}[c_{L(i)}(t)] = g\{\mu_{e,t}[c_{L(i-1)}(t), e(t)]\} \quad (3-38)$$

$$\mu_{e,t}[c(t)] = \mu_{e,t}[c_{L(m)}(t), e(t)] \quad (3-39)$$

$$I(t) = \mu_{e,t}[c(t)] \quad (3-40)$$

$$\mu_{e,t+1} = s_t[\mu_{e,t}, c(t), I(t)] \quad (3-41)$$

$$f_{L(i)}(T) = \sum_{t=1}^T g\{\mu_{e,t}[c_{L(i-1)}(t)]\} \quad (3-42)$$

其中, $c(t) \in c, c_{L(i)}(t) \in c_{L(i)}, s_t, s(t) \in s, e(t) \in e, \mu_{e,t} \in \mu; H_e(t) = \langle I(1), I(2), \dots, I(t-1) \rangle, H_s(t) = \langle s_1, s_2, \dots, s_{t-1}, s_t \rangle$ 。并且,式(3-35)~式(3-42)中的 $e(t), I(t), s_t$ 等也可以根据问题需要逐层细分。

生物进化复杂系统的层级体系演化模型为生物启发式计算的设计给出了一套完整的模型构建范式,为生物启发式计算的具体设计建立了模型理论基础。

3.4 生物启发计算的统一框架模型

在生物启发计算相关的研究领域,各类算法层出不穷,它们形态各异,理念各异,建模及分析工具各具特色,具有多样性。另外,各种生物智能计算模式均源于“自然”,模拟自然界的生物智能行为规律,同时它们总是为解决某类计算及优化问题而设计的,为此这些计算模式又具有一定范围内的统一性。

各种人工智能思想和方法的提出,其实都是从不同的角度理解和把握智能本质,以模拟和再现相应的智能现象。符号主义、联接主义、行为主义以及本文所描述的生物智能思想都是如此。与传统的人工智能思想不同,生物启发计算是从新的角度理解和把握智能问题的一种方法。在自然界,存在许多智能现象,它们依赖于复杂的系统结构而存在,本身具有明显的知识结构,其模块(部分)之间并不是同构的,通过相互作用表现出智能。生物启发计算的宗旨正是研究自然界生命个体、生物群体、群落乃至生态系统不同层面的功能、特点和作用机制,建立相应的仿真模型与计算方法,从而服

在此模型中,横向看,每个层次都是一个多主体子系统,包含多个进化单元,单元间通过一定的规则相互联系、相互作用。通过这种交互作用,多个进化单元又可聚集成上一层级的一个主体;纵向看,低层次到高层次可以看作是“进化”的体现,也可以当做“智能”的涌现。

从进化规则上来看,处于一定环境中的多层次框架模型体现从无序到有序,从低层次有序到高层次有序的演化过程。纵向看,低层次进化积累到一定阈值能出现一个高层次跃进;横向看,同一层次不同主体之间会通过相互作用进行进化;交叉看,个体或群体具有层次性的交流结构,不同层次的主体在环境并行进化。与此同时,模型中的进化规则也可以是异构的。一方面,在不同的层次可以使用不同的进化规则。例如,在群体层,任何一个群体可以使用现有的群体智能方法的进化规则(如粒子群算法、蚁群算法以及细菌觅食算法等),且不同群体的进化规则可以不同;另一方面,不同群体(同一层次或不同层次)的信息交流结构都可以是不同的。

从智能涌现上来看,在多次的模型中,模型中各个层次分别具有相应的构成主体,这些不一定同构的主体分别在各层次相互作用涌现出该层次的属性,上一阶层次的属性基于下一阶层次单元间相互作用涌现出的整体属性,因此此模型具备多层智能涌现特性。

以自然界的智能系统——人类为例,如图 3-3 所示,多个原子的相互作用构成了分子,多个分子的相互作用构成细胞,多个细胞构成了组织,再由多个组织构成人体。其中,原子、分子、细胞、组织、人体都是独立的层次,各层次具有其明显的特性。在每一层,多个个体的组合构成上一层级的个体(智能模块),其涌现的整体属性也成为上层个体(智能模块)的特性。每一层自成系统,其智能都是该层系统整体性的体现。这样的例子在物质领域、自然生物界以及人类社会中都广泛存在。

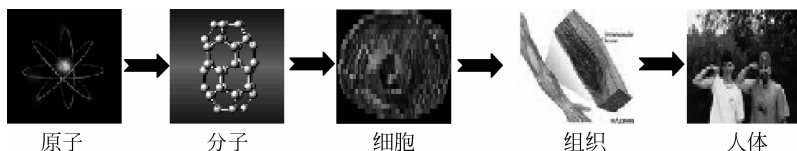


图 3-3 从原子到人体的智能涌现结构

统一框架理念包含如下特性:

(1) 系统整体性: 在每一层,智能特性都是该层某部分或全部个体(智能模块)通过相互作用所产生的整体属性。

(2) 涌现性: 智能特性是个体(智能模块)之间相互作用涌现出来的,具有不可分解、不可还原的特点。

(3) 非线性: 智能本身是非线性的,即整体大于部分之和。

(4) 远离平衡性: 智能作为一种知识的特殊结构,其熵率低于环境,是远离平衡的。

(5) 相对稳定性: 智能在远离平衡的同时,又是相对稳定的,即在一定程度上具

有自我恢复的能力,如图 3-4 所示。

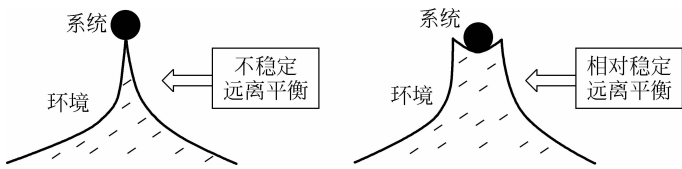


图 3-4 相对稳定和远离平衡

(6) 层次依赖性: 每一层个体(智能模块)的属性依赖下一层的集体涌现,而与更下层的整体属性没有直接依赖关系,即层次之间不能跳跃。

综上所述,可以归纳出生物启发计算模式研究的关键问题包括模块之间的相互作用机制、智能涌现机理、系统结构形成机制、知识体系结构的形成及其发展规律等。其中,模块之间的相互作用,在该统一框架的底层即具体表现为个体之间的交流与协作。

基于上述统一框架模型理念,现有部分生物启发计算的主要研究分支与理论基础可以归纳为如图 3-5 所示。

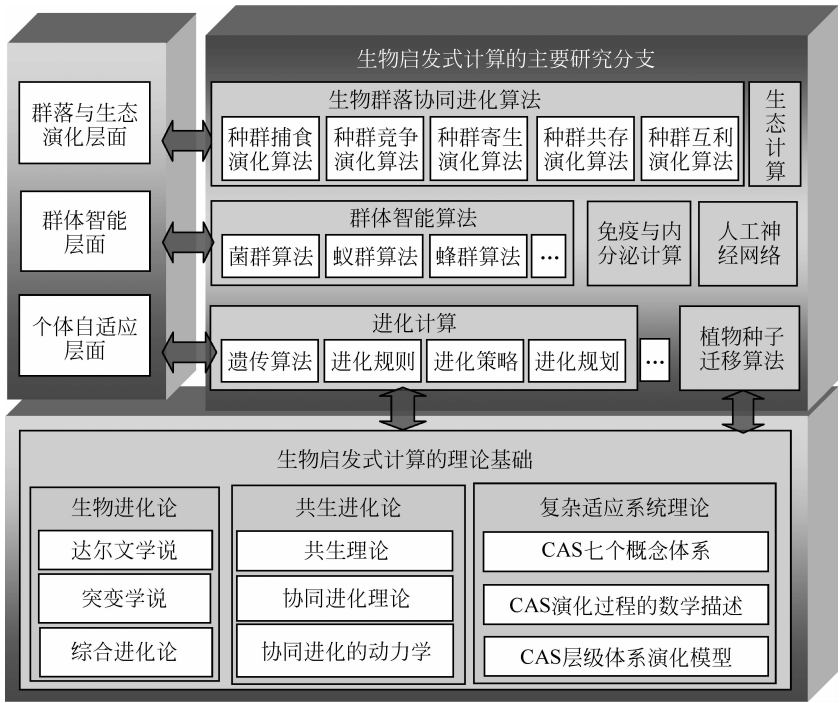


图 3-5 生物启发式计算的主要研究分支与理论基础

3.4.2 个体—群体—群落：生物启发计算模式的总体形式化描述

简单地讲,图 3-2 框架模型中的整个群落处于一定的环境中,每一层的个体和个

体之间或群体和群体之间通过一定的规则相互联系,相互作用,最终表现为系统智能。因此,以最优化问题求解为背景的生物启发计算统一框架模型的形式化描述规则可分为三部分:结构描述、环境描述和智能涌现规则描述,如图 3-6 所示。其中,结构部分描述主要包括构成群落的个体、群体和群落的自然属性及简单的社会属性描述;环境部分主要描述食物的资源分布情况;智能涌现部分主要描述各单元间的信息交流模式(即拓扑结构)以及单元间协同进化的任务分工和共生进化模式。

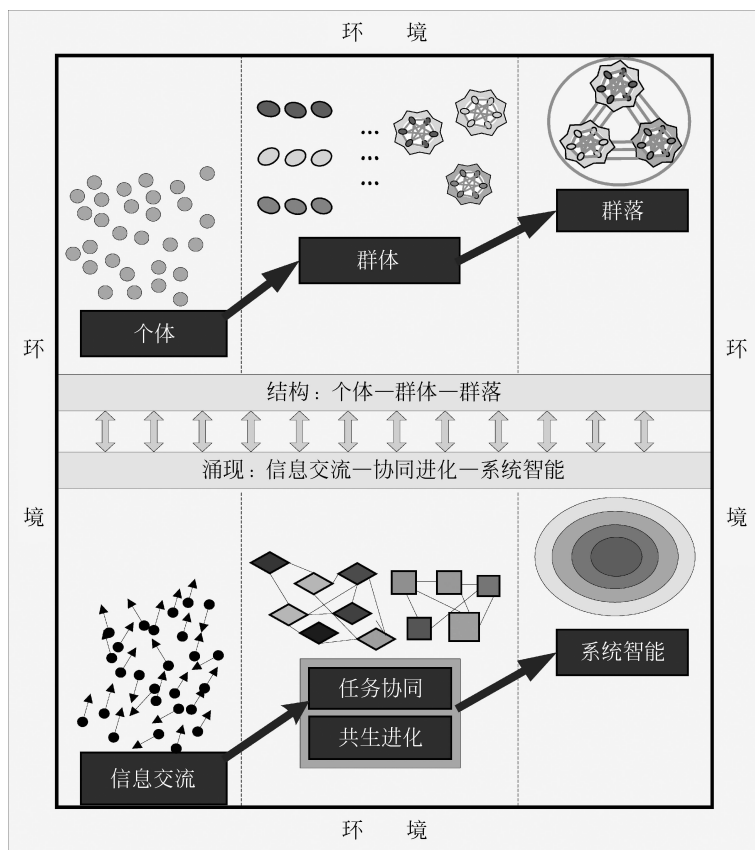


图 3-6 生物启发计算统一框架模型的形式化描述规则

以最优化问题求解为背景的生物启发计算统一框架模型的形式化描述形式如下
 $BCM = (Individual, Population, Colony, Environment, Topology, Coevolution)$

1. 结构

Individual: 模型中的个体集合。

$Individual = \{Individual_1, Individual_2, \dots, Individual_i, \dots, Individual_{INUM}\}$

其中 $Individual_i$ 表示模型中的第 i 个个体, $INUM$ 为个体的总数。集合中的这些个体都是自治的,且不可再分的实体。

Population: 模型中种群的集合。

$$Population = \{Population_1, Population_2, \dots, Population_i, \dots, Population_{PNUM}\}$$

其中 $Population_i$ 表示模型中的第 i 个群体, $PNUM$ 表示模型中种群的数量。此集合中的每个种群是指个体生存的基本单位, 是占据一定时间及空间的同种生物的所有个体集合, $Population_i = \{Individual_1, Individual_2, \dots, Individual_{iNUM}\}$ 。

Colony: 模型中的群落。

$$Colony = \{Colony_i^1 \{Colony_j^2 \{Colony_k^3 \{\dots \{Colony_l^{Num}\}\}\}\}\}$$

其中 Num 为群落中种群的信息交流层次结构总数。群落中的各子群落信息交流层次如图 3-7 所示。扩展形式如下

$$\begin{aligned} Colony &= \{Colony_1^1, Colony_2^1, \dots, Colony_i^1, \dots, Colony_{C1}^1\} \\ Colony_i^1 &= \{Colony_{(1,i),1}^1, Colony_{(1,i),2}^1, \dots, Colony_{(1,i),j}^2, \dots, Colony_{(1,i),C11}^1\} \\ Colony_{(1,i),j}^2 &= \{\dots, Colony_{(1,i),(2,j),k}^3, \dots\} \\ &\vdots \\ Colony_{(1,i),(2,j),\dots,(M-2,y),(M-1,s),r}^M &= \\ \{\dots, Colony_{(1,i),(2,j),\dots,(M-2,y),(M-1,s),(M,r),o}^{M+1}, \dots\} & \\ &\vdots \\ Colony_{(1,i),(2,j),\dots,(Num-2,l),u}^{Num-1} &= \\ \{\dots, Colony_{(1,i),(2,j),\dots,(Num-2,l),(Num-1,u),v}^{Num}, \dots\} & \\ Colony_{(1,i),(2,j),\dots,(Num-2,l),(Num-1,u),v}^{Num} &= \\ \{Population_1, Population_2, \dots, Population_{CN(i)}\} & \end{aligned}$$

其中, $Colony_i^1$ 表示第 1 层的第 i 个子群落; $Colony_{(1,i),j}^2$ 表示此群落处于整个生态系统的第 2 层, 这个子群落为第 1 层的第 i 个子群落下属的第 j 个次子群落, 以此类推, $Colony_{(1,i),(2,j),\dots,(M-2,y),(M-1,s),r}^M$ 表示此群落处于整个生态系统的第 M 层, 这个子群落为第 $M-1$ 层第 s 个子群落中的第 r 个次子群落。一直往下类推, $Colony_{(1,i),(2,j),\dots,(Num-2,l),(Num-1,u),v}^{Num}$ 这个子群落为生态系统中群落层面的最底层, 它则由多个种群组成 $Colony_{(1,i),(2,j),\dots,(Num-2,l),(Num-1,u),v}^{Num} = \{Population_1, Population_2, \dots, Population_{CN(i)}\}$ 。

2. 环境

Environment: 环境, 即优化的目标函数。

$$Environment = \{Range, Food\}$$

其中 *Range* 表示觅食环境的空间范围, *Food* 为个体觅食环境中食物资源的分布模型。

3. 智能涌现

生物群落是由成千上百万的个体以及个体组成的群体所共同构成。个体间的相互交流、相互作用形成了群体, 展现出了群体特性。而物种群体间的相互交流、相互协作, 又形成了整个群落。因此整个生物群落为了生存, 其智能涌现部分至少应包含两个社会环节: 单元间的信息交流(即拓扑结构)和单元间的协同进化。信息交流是协同进化的必要条件, 协同进化是生物群落生存的必要条件。信息交流指生物个体间

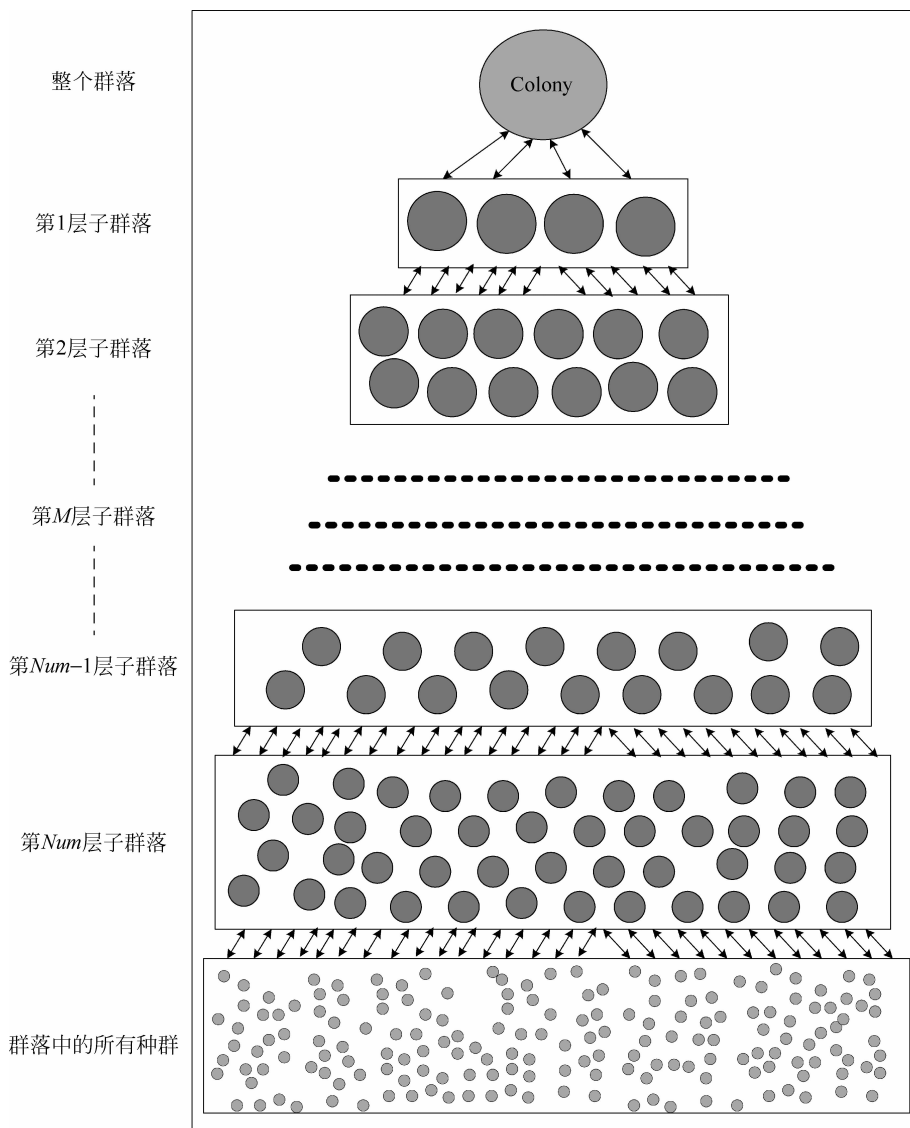


图 3-7 群落层次

或种群间的信息交流模式,即拓扑结构。协同进化包括生物之间、生物与环境之间多种协同机制。其中,基于任务分工的协同和基于单元间共生关系的协同是协同进化的两个重要坐标,如图 3-8 所示。

Topology: 模型的拓扑结构。

$$Topology_k = (t_k, T_k, TS, TD, \{A_{ik}, P_{jk}^n\})$$

其中 t_k 表示当前时间; T_k 表示第 k 个时间点整个群落的拓扑关系; TS 表示静态拓扑关系; TD 表示动态拓扑关系; A_{ik} 表示第 k 个时间点个体 i 的邻域关系; P_{jk}^n 表示第 n 层第 j 个群体的邻域关系。

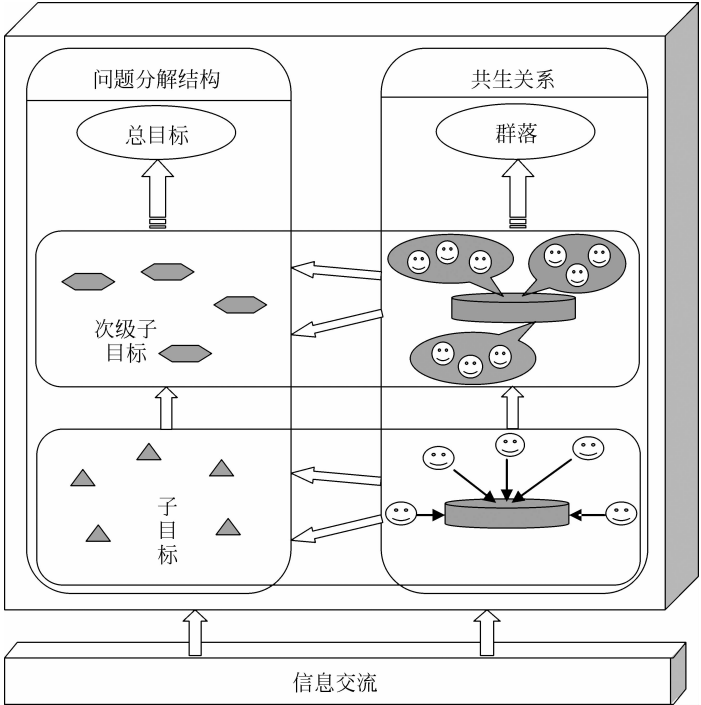


图 3-8 生物群落的协同进化

Coevolution: 不同个体、群体和层次之间的协同进化规则。

$$Coevolution = \{Rul, Sym\}$$

其中 *Rul* 表示主体间的任务分工；*Sym* 表示多主体的共生进化。

3.4.3 环境

环境是一个相对的概念,指个体自身以外的、与个体存在不可忽略关联的所有其他事物。在生物科学中,一般以生物为主体,环境是指围绕着生物体和群体的空间及其中一切事物的总和。环境模拟则是指用计算机或图示的方法对一个生物群体环境中各要素的性质、功能、相互作用和它们的总体表现及其随时空的变化(过程)进行模仿。

自然界是复杂系统,系统中的组成部分与外部环境之间存在着物质、能量和信息的交流,这种开放性是复杂系统呈现出自组织性的必要条件,同时也是复杂系统呈现自适应和演化的动力。因此,在对基于生物行为的智能优化算法建模时,环境模拟问题是必须关注的关键支撑技术。

1. 形式化描述

模拟的环境应具备复杂系统真实环境的主要特性,即为个体提供活动的空间,其中分布着一些个体和各种资源,它们都影响着个体的行为。个体的行为可以改变环境的状态,环境自身也会随时间改变。生物的生存环境往往具有一定的范围,在此范围

内,食物资源的分布是复杂的,每个地点食物浓度的大小也并不相同。生存环境内通常具有1个或多个子群,这些子群之间可能是离散状态,也可能是连续状态。每个子群也通常由具有一定分布形式的多个个体组成,这些子群的所有个体组成了环境中的主体。主体在觅食环境中通过相应的觅食方式来寻找最优觅食地点。

综上所述,人工环境可以形式化表示为

$$Environment = \{Range, Food\}$$

(1) *Range*: 表示觅食环境的空间范围。

$$Range = \{(ran_1^{\min}, ran_1^{\max}), (ran_2^{\min}, ran_2^{\max}), \dots, (ran_d^{\min}, ran_d^{\max}), \dots, (ran_D^{\min}, ran_D^{\max})\}$$

其中各参数含义如下:

D : 环境的空间范围共有 D 维。

d : 环境的第 d 维空间。

$ran_d^{\min}$: 第 d 维空间范围的最小值。

$ran_d^{\max}$: 第 d 维空间范围的最大值。

(2) *Food*: 个体觅食环境中食物资源的分布模型。

生物觅食是一个复杂过程,觅食领域中食物资源分布的复杂性可以显著地影响生物觅食的速度、质量和时间等方面。当群体规模、觅食方式等保持不变的情况下,不同的食物资源分布形式会导致不同的觅食结果。食物资源的分布情况种类与性质繁多,根据不同的原则可以给出不同的分类,具体分类如下所示:

- ① 按照最优食物源个数来分,可分成单目标环境和多目标环境。
- ② 按照食物分布特性来分,可分成约束型环境和无约束型环境。
- ③ 按照最优食物源所处状态来分,可分成静态环境和动态环境。
- ④ 按照食物分布组织状态来分,可分成连续环境和离散环境。

这些基本的环境类型也可组合成更加复杂的环境,如约束型单目标环境、离散多目标环境、动态单目标环境等。人工环境中布满了有限的食物资源,在环境中每个地点食物浓度的大小并不相同,具体的食物资源分布模型由优化函数决定。

2. 单目标环境

1) 定义

单目标环境是指在一定的觅食时间、觅食区域等条件下,最优食物源只有一个食物资源模型。在这种环境中,个体觅食的决策目标只有一个,最先找到这个地点的个体即为最优个体,如式(3-43)所示

$$\min_{x \in S} / \max_{x \in S} f(x) = (f_1(x)) \quad (3-43)$$

其中, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \subset R^n$ 为 n 维决策向量, $f(x)$ 为目标函数,决策变量 x_i 在区间 $[l_i, u_i]$ 中取值, $i = 1, 2, \dots, n$ 。 $S = \prod_{i=1}^n [l_i, u_i]$ 表示搜索空间, $S = \Omega \in R^n$ 为可行集。

如果存在 $x^* \in \Omega$, 使得 $\forall x \in \Omega, f(x^*) \leq f(x)$, 称 x^* 为优化问题式(3-43)的全局最优解, $f^* = f(x^*)$ 为全局最优值。在单目标环境中,全局最优值 f^* 有且只有一个,如

图 3-9 所示。

2) 分类

单目标环境又可分为单峰环境和多峰环境，如表 3-2 所示。单峰环境是指函数 $f(x)$ 在搜索空间上只有唯一的最大值点(或最小值点) C ，而在这个极值 C 的两侧，函数都是单调增加或减少的。单目标单峰是较为简单的觅食环境，个体只需一直跟踪函数的单调特性就可以找到最优觅食地点。多峰环境是指函数 $f(x)$ 在搜索空间上同样也是只有唯一的最大值点(或最小值点) C ，但在这个极值 C 的两侧，函数并不是单调增加或减少的，而是存在局部的极值。由于食物资源的分布存在局部极值，这些极值会使一些生存能力较弱的个体陷入其中。所以，个体在这种环境中觅食，应具备较强的跳出局部极值点的能力，才能寻找到最优觅食地点，因此单目标多峰是相对复杂的觅食环境。

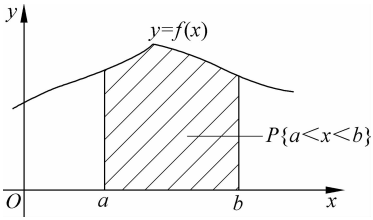


图 3-9 单目标环境

表 3-2 单目标函数及其曲面图

单目标函数及其类型	目标函数曲面图
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$ (单峰函数)	
$f_8(x) = - \sum_{i=1}^n (x_i \sin(\sqrt{ x_i }))$ (多峰函数)	

3) 常用 Benchmark Functions

(1) 附录中的表 A. 1 列出了 7 个单峰无约束优化问题的目标函数，变量的搜索空间及理论上的最优状态和最优值。单峰函数只有一个全局最优解，较容易优化，因此算法寻优精确度不是主要测试目标，而主要用于测试算法的收敛速度。

(2) 附录中的表 A. 2 列出了 6 个多峰多极值无约束优化问题的目标函数，变量的搜索空间及理论上的最优状态和最优值。多峰多极值函数同时存在多个特征相同的

局部最优值,但全局最优值却只有一个,因此它主要用于测试算法寻优精确度及跳出局部最优能力。尤其是高维的多峰多极值函数,函数的局部极值会随着优化问题维数的增加而指数性增长,算法寻找最优解也会变得更加困难。

(3) 附录中的表 A.3 列出了 10 个多峰少极值无约束优化问题的目标函数,变量的搜索空间及理论上的最优状态和最优值。在多峰少极值函数中,每个函数都具有不同的函数特征,且每个函数也同时存在少量的局部最优值,但全局最优值也只有一个,此类函数主要用于测试算法对不同环境的适应能力。

3. 有约束环境

1) 定义

有约束环境是指在一定的觅食时间、觅食目标等条件下,整个觅食区域可分为可行域和不可行域两部分。可行域适合个体生存,个体可在这一部分区域搜索最优觅食地点。反之,不可行域不适合个体生存,一旦个体进入这部分区域则会发生死亡等情况。

约束环境如式(3-44)所示,即

$$\begin{cases} \min/\max f(\vec{x}) \\ \text{s. t. } g_i(\vec{x}) \leq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m_1 \\ h_i(\vec{x}) = 0, \quad i = m_1 + 1, \dots, m (= m_1 + m_2) \\ \vec{x} \in S \end{cases} \quad (3-44)$$

其中, $f, g_1, g_2, \dots, g_{m_1}, h_{m_1+1}, \dots, h_m$ 是在 R^n 上定义的实值函数, S 是 R^n 的子集, $\vec{x}$ 是 n 维实向量,即决策空间中的向量,其元素为 $x_1, x_2, \dots, x_n$ 。上述问题的解必须为既能满足约束同时又最小化函数 f 的变量 $x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*$ 。函数 f 是目标函数或判断函数。约束 $g_i(\vec{x}) \leq 0$ 是不等式约束,约束 $h_i(\vec{x}) = 0$ 是等式约束。决策变量 x_i 在区间 $[l_i, u_i]$ 中取值, $i = 1, 2, \dots, n$ 。 $S = \prod_{i=1}^n [l_i, u_i]$ 表示整个搜索空间,也称为域约束。满足 $\vec{x} \in X$ 所有的向量是问题的可行解,这种解的集合构成可行解集;反之,由问题不可行解的集合构成不可行解集。

2) 举例

例 3.1 约束环境函数如下式所示

$$\begin{aligned} \min f(x) &= (x+1)^2 + (y+1)^2 \\ \text{s. t. } g1(x) &= x + y \leq 1 \\ g2(x) &= x^2 + y^2 \leq 1 \\ -2 &\leq x, \quad y \leq 2 \end{aligned}$$

此觅食环境由一个觅食目标函数和两个不等式约束环境组成。通过对目标环境与约束环境的分析可知:目标环境 $f(x)$ 是以 $(-1, -1)$ 为圆心的球面;约束环境 $g1(x)$ 的图形是通过点 $(0, 1)$ 和点 $(1, 0)$ 的直线族;约束环境 $g2(x)$ 的图形是以 $(0, 0)$ 为圆心的球面,这 3 个函数的等高线图分别如图 3-10 中的(a)、(b)和(c)所示。目标环境与约束环境在同一坐标系下的等高线图形如图 3-11 所示。此约束环境的可行域和不可行

域如图 3-12 所示。

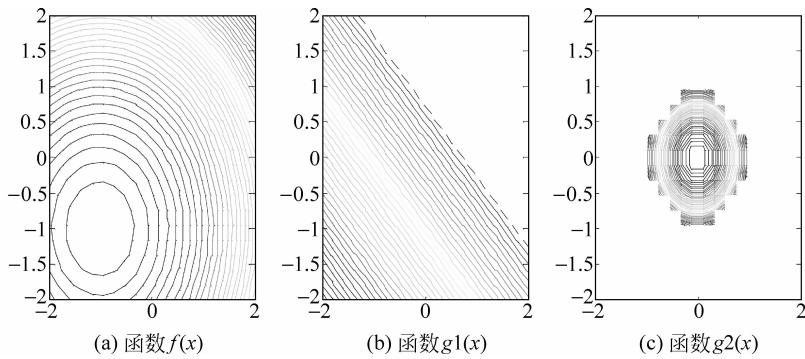


图 3-10 函数等高线图

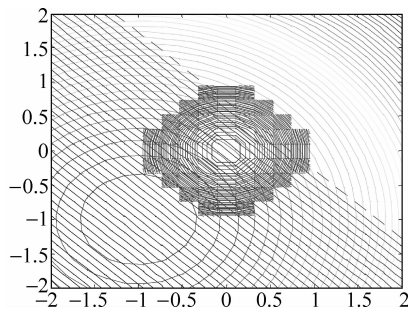


图 3-11 目标函数与约束函数在同一坐标系下的等高线图形

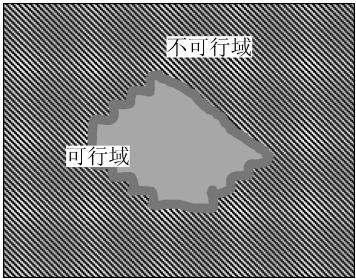


图 3-12 可行域和不可行域

3) 约束环境觅食特征

由于约束的存在,约束程度可能会很高,且函数高维;可行域只占搜索空间中极小的部分,如 0.0002%或更小的部分;可行域不连续;最优觅食点位于可行域边界等。上述这些情况的存在使得个体的觅食相对无约束环境变得相对困难。具体来说有以下难点:

(1) 约束的存在,导致决策变量的搜索空间新增了不可行域的存在,原本只需考虑单一的目标最优化,此时需要同时考虑约束与优化两个方面,搜索时平衡约束与优化都比较重要,很多问题的最优解位于可行域边界。此时,如何使得算法能够有效地在可行域边界进行采样搜索更为重要。

(2) 对于某些强约束优化问题(指可行域面积极小)产生可行解本身就是一个非常难的问题,此时,约束优化的重点转移为设计一种有效搜索到可行解的机制或算法。

(3) 约束的存在不仅会使得目标问题原有的最优解不再满足要求,还可能产生许多新的局部最优点,通常强约束优化问题、可行域不连通优化问题将会存在更多的局部最优点。

(4) 在适合生存区域内食物资源最丰富的地点只有一个。这个最优位置存在多

种分布情况,如可位于可行域边界上,最优解位于非凸区域的某一个角上,可行域较小,可行域不连续等。

4. 多目标环境

1) 定义

多目标环境是指在一定的觅食时间、觅食区域等条件下,最优食物源不只有一个的食物资源模型。在这种环境中,个体觅食的决策目标有多个,找到这些决策目标的个体为最优个体。对于多目标环境问题,不失一般性,一个具有 n 个决策变量, m 个目标变量的多目标环境问题定义如下

$$\begin{cases} \min/\max_{x \in S} f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)) \\ \text{s. t. } g_i(x) \leq 0, \quad i = 1, 2, \dots, q \\ h_j(x) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, p \end{cases} \quad (3-45)$$

其中 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in S \subset R^n$ 为 n 维决策向量, S 为 n 维决策空间, $y = (y_1, y_2, \dots, y_m) \in Y \subset R^m$ 为 m 维的目标矢量, Y 为 m 维的目标空间。目标函数 $f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x))$ 定义了 m 个由决策空间向目标空间的映射函数。

与传统的单目标决策不同,在多目标决策问题中,通常不存在能使所有目标函数同时得到优化的最优解。这是由目标之间相互冲突所导致的结果。此时,需要考虑的是另一种形式的解:有效解(或非劣解)。在此基础上给出几个多目标优化的重要定义。

定义 3.1 可行解: 对于某个 $x \in X$, 如果 x 满足式(3-45)中约束条件 $g_i(x) \leq 0 (i = 1, 2, \dots, q)$ 和 $h_i(x) = 0 (j = 1, 2, \dots, p)$, 则称 x 为可行解。

定义 3.2 可行解集: 由 X 中的所有可行解组成的集合称为可行解集合, 记为 x_f 且 $x_f \subseteq X$ 。

定义 3.3 Pareto 占优: 假设 $x_A, x_B \in X_f$ 是多目标优化问题的两个可行解, 则称与 x_B 相比, x_A 是 Pareto 占优的, 当且仅当

$$\forall i = 1, 2, \dots, m, \quad f_i(x_A) \leq f_i(x_B) \wedge \exists j = 1, 2, \dots, m, \quad f_j(x_A) < f_j(x_B)$$

记作 $x_A \succ x_B$, 也称为 x_A 支配 x_B 。

定义 3.4 Pareto 最优解: 一个解 $x^* \in X_f$ 被称为 Pareto 最优解(或非支配解), 当且仅当满足如下条件

$$\neg \exists x \in X_f: x \succ x^*$$

定义 3.5 Pareto 最优解集: Pareto 最优解集是所有 Pareto 最优解的集合, 定义如下

$$P^* \stackrel{\text{def}}{=} \{x^* \mid \neg \exists x \in X_f: x \succ x^*\}$$

定义 3.6 Pareto 前沿面: Pareto 最优解集 P^* 中的所有 Pareto 最优解对应的目标矢量组成的曲面称为 Pareto 前沿面 PF^*

$$PF^* \stackrel{\text{def}}{=} \{F(x^*) = (f_1(x^*), f_2(x^*), \dots, f_m(x^*))^T \mid x^* \in P^*\}$$

由上述定义可知, 多个目标之间的冲突或竞争导致多目标优化问题不存在单一的最优解, 而是一个 Pareto 最优集。对于实际的应用问题, 决策者需要根据对问题的了解程度和对目标函数的偏好, 从 Pareto 最优集中挑选一个或多个解作为所求问题的

最优解,从而形成最后的决策方案。因此,求解多目标优化问题的关键之一就是如何有效地获取 Pareto 最优解集合,如图 3-13 所示。

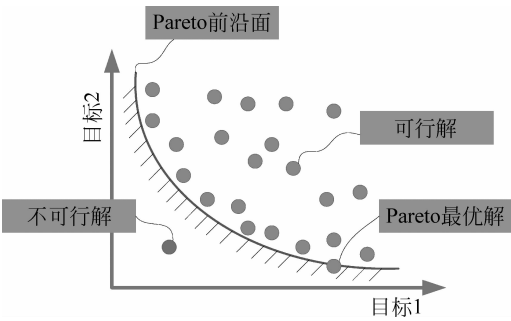


图 3-13 多目标优化

2) 举例

例 3.2 下式所示为双目标函数 $f_1(x,y), f_2(x,y)$ 。图 3-14 和图 3-15 分别为这两个目标函数的曲面图及等高线图,图 3-16 为这两个目标函数同一坐标系下的曲面图和等高线图形。图 3-17 表示这个双目标函数的 Pareto 前沿解。

$$\begin{aligned} f_1(x,y) &= x^4 - 10x^2 + xy + y^4 - x^2y^2 \\ f_2(x,y) &= y^4 - x^2y^2 + x^4 + xy \\ 0 \leq x \leq 3, \quad -2 \leq y \leq 0 \end{aligned}$$

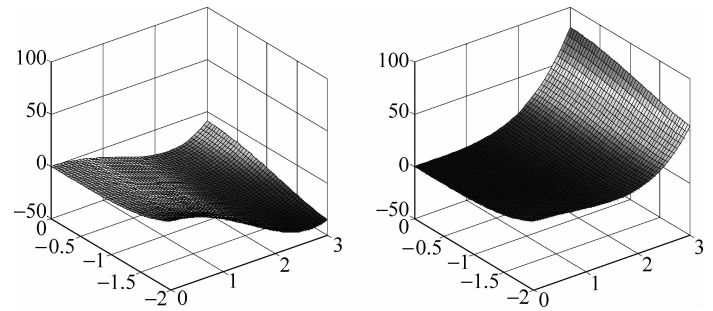


图 3-14 两个目标函数的曲面图

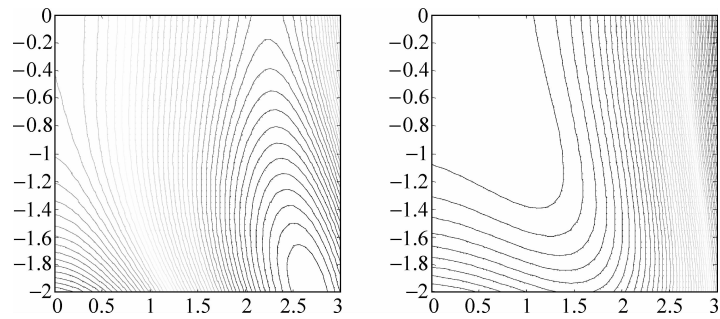


图 3-15 两个目标函数的等高线图

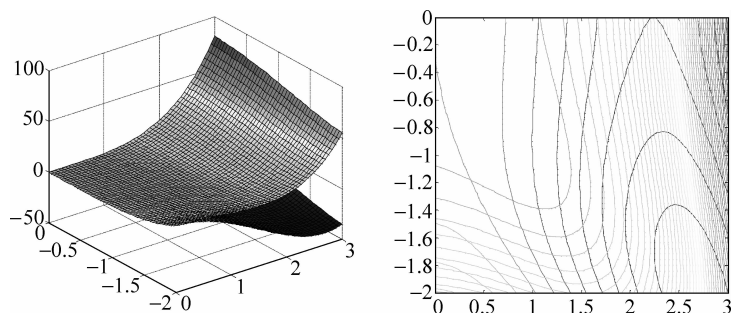


图 3-16 两个目标函数在同一坐标系下的曲面图和等高线图

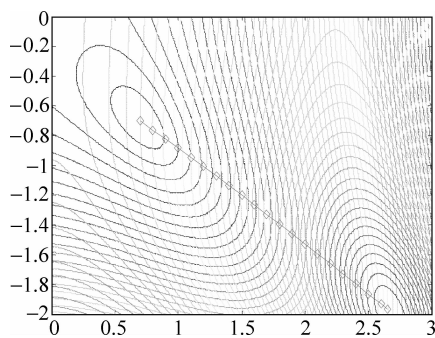


图 3-17 目标函数的最优前沿解

5. 动态环境

1) 定义

静态空间是指觅食环境不随着时间变化而改变。当觅食环境的食物分布模型或其参数不随时间变化而变化,可行解空间的一个候选解在任何时刻对应的适应度函数值不变,则称为静态觅食环境;反之则称为动态觅食环境。

动态觅食环境是指食物资源分布、决策变量以及环境的参数等随着时间的变化而改变的待优化的问题。动态函数随时间变化情况如图 3-18 所示。

动态优化问题的目标不仅是在环境变化前找到问题的最优解,而且需要对变化的最优解进行快速跟踪。动态优化问题定义如下

$$F = f(x, \xi, t) \quad (3-46)$$

其中, F 表示待优化问题; f 表示代价函数或适应度函数; x 表示决策空间 X 的可行解; t 表示时间; ξ 表示系统控制参数。

2) 动态觅食环境特征

一般认为任何基于时间的问题都是动态优化问题,但并不是所有的动态问题都属于动态优化算法所能解决的范畴,只有在环境变化时所研究的优化问题的适应值显现出一定的历史继承性,利用演化算法求解效果较好。如果一个问题跟以往的历史无任何关系,则可以认为它是一个独立的问题,可以用解决静态问题的算法进行求解。

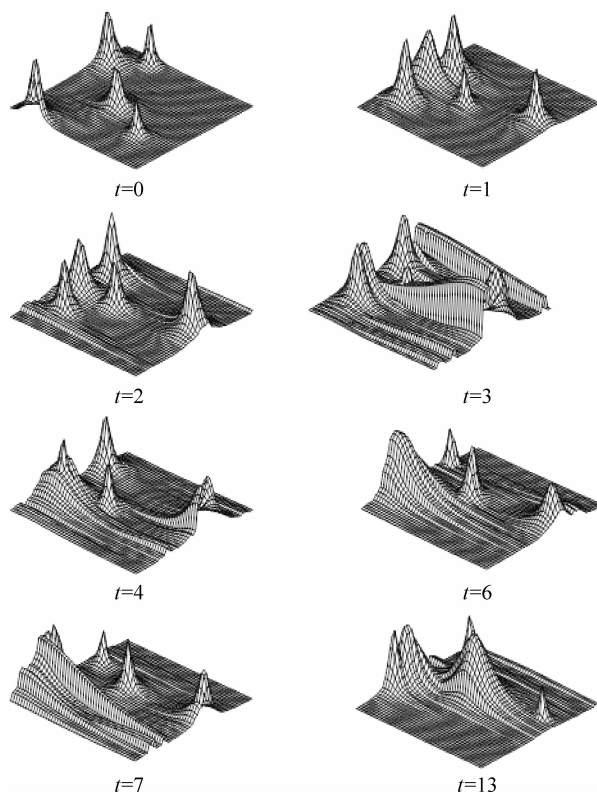


图 3-18 动态函数随时间变化情况

Brankle 在 2001 年的 GECCO 大会上给出了环境变化的四个特征：

(1) 环境变化是否频繁。由于演化算法是否收敛取决于演化代数,环境变化是否频繁就决定了演化算法能否在有限的演化代数内收敛。

(2) 环境变化是否严格。因为适应值景观的复杂性,环境的变化不一定会导致最优值的变化。环境变化的严格性,可以用环境变化前后的最优值的欧氏距离来衡量。

(3) 环境变化是否具有预测性。环境变化是否存在一定的趋势,使一些具有学习功能的算法能够预测到下一次最优值变化。

(4) 环境变化是否具有周期性。环境某次变化后的最优值是否是算法曾经搜索到的最优值或接近算法曾经所求得的最优值,这个特征将决定算法是否有必要保存以前所求得的最优值,即算法是否应具有记忆功能。

3) 动态觅食模型

在 CECO9 提出的标准测试函数中,针对环境改变,有 6 种变化类型:小尺度均匀随机变化、大尺度均匀随机变化、随机高斯变化、混沌变化、循环变化和带噪声的循环变化。环境变化都是通过调整相关控制参数来实现。

小尺度变化 $\Delta\xi = a \cdot \|\xi\| \cdot r \cdot \xi_{\text{severy}}$

大尺度变化 $\Delta\xi = \|\xi\| \cdot (a \cdot \text{sign}(r) + (a_{\text{max}} - a) \cdot r) \cdot \xi_{\text{severy}}$

混沌变化 $\xi(t+1) = A \cdot (\xi(t) - \xi_{\min}) \cdot (1 - (\xi(t) - \xi_{\min}) / \|\xi\|$

随机变化 $\Delta\xi = N(0, 1) \cdot \xi_{\text{severy}}$

循环变化 $\xi(t+1) = \xi_{\min} + \|\xi\| \cdot \left(\sin\left(\frac{2\pi}{p}t + \varphi\right) + 1 \right) / 2$

带噪声的循环变化 $\xi(t+1) = \xi_{\min} + \|\xi\| \cdot \left(\sin\left(\frac{2\pi}{p}t + \varphi\right) + 1 \right) / 2 + N(0, 1) \cdot$

$\text{noisy}_{\text{severy}}$

这里 $\|\xi\|$ 是指 ξ 的变化范围, ξ_{severy} 是一个常数表示 ξ 变化的强度, $\xi_{\min}$ 是 ξ 的最小值, $\text{noisy}_{\text{severy}}$ 是噪声变化强度。 $a \in (0, 1)$, $a_{\max} \in (0, 1)$ 并且是常数, 一般 $a = 0.04$, $a_{\max} = 0.1$, 在混沌变化中, 一个 Logistics 函数被用来产生混沌的步长, $A \in (1.0, 4.0)$ 之间, p 是循环变化的周期, φ 是初始周期, r 是 $(-1, 1)$ 之间的随机数, $\text{sign}(r)$ 是符号函数, 当 $r > 0$ 时, 返回 1, 当 $r < 0$ 时, 返回 -1, $N(0, 1)$ 是服从标准正态分布的随机数。

4) 单目标动态觅食模型

动态觅食环境下的食物分布模型可分为单目标模型和多目标模型。单目标模型又分为两类, 一类是移动峰测试函数, 峰的高度、斜率、位置以及维度不断变化, 在这一类测试函数中, 以 Branke 提出的 MPB 和 Morrison 提出的 DFI 测试函数为主; 另一类是动态组合测试函数, 是在静态测试函数的基础上附加上动态环境变化实现的。

(1) 移动峰测试函数。MPB 的定义如下

$$f(x, \xi, t) = \max_{i=1}^m \left[H_i(t) \left/ \left(1 + W_i(t) \cdot \sqrt{\sum_{j=1}^n \frac{(X_j - X_n^i(t))^2}{n}} \right) \right] \right]$$

其中, m 是峰的个数; n 是维度, 一般在 $[5, 15]$ 内变化。 H 和 W 的变化如公式所示的 6 种情况, 表示为

$$H(t+1) = \text{DynamicChanges}(H(t))$$

$$W(t+1) = \text{DynamicChanges}(W(t))$$

而对峰的位置 X 的改变是通过旋转矩阵来实现的, 位置改变的步骤如下:

第一步随机从 n 维中选择偶数 l 构成向量 $r = [r_1, r_2, \dots, r_l]$;

第二步对于每两个维度 $r[i], r[i+1]$, 构造旋转矩阵 $R_{r[i], r[i+1]}(\theta(t))$, 其中

$$\theta(t) = \text{DynamicChanges}(\theta(t-1))$$

第三步利用下式构造变换矩阵 $A(t)$

$$A(t) = R_{r[1], r[2]}(\theta(t)) \cdot R_{r[3], r[4]}(\theta(t)) \cdots R_{r[l-1], r[l]}(\theta(t))$$

第四步 $X(t+1) = X(t) \cdot A(t)$

(2) 动态组合函数。动态组合函数可描述如下

$$F(x, \xi, t) = \sum_{i=1}^m (\omega_i \cdot (f_i((x - O_i(t)) / \lambda_i \cdot M_i) + H_i(t)))$$

系统的动态控制参数为 $\xi = (O, M, H)$, $F(x)$ 是复杂组合函数; $f_i(x)$ 是构成组合函数的第 i 个函数; M_i 是针对每个 $f_i(x)$ 的正交旋转矩阵; $O_i(x)$ 是 $f_i(x)$ 旋转后的极值点, 权重 ω_i 利用以下步骤进行迭代计算:

$$\text{第一步 } w_i = \exp \left[- \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (x_k - \sigma_i^k + \sigma_{iold}^k)^2}{2n\sigma_i^2}} \right]$$

$$\text{第二步 } w_i = \begin{cases} w_i, & w_i = \max(w_i) \\ w_i(1 - \max(w_i)^{10}), & w_i \neq \max(w_i) \end{cases}$$

$$\text{第三步 } w_i = w_i / \sum_{i=1}^m w_i$$

在这三个步骤中, σ_i 是 $f_i(x)$ 的收敛范围, 默认值为 1; λ_i 是 $f_i(x)$ 函数的压缩因子, 定义为

$$\lambda_i = \sigma_i \cdot \frac{X_{\max} - X_{\min}}{X_{\max}^i - X_{\min}^i}$$

$[X_{\max}, X_{\min}]^n$ 是 $F(x)$ 的搜索范围, $[X_{\max}^i, X_{\min}^i]^n$ 是 $f_i(x)$ 的搜索范围。

在公式 $f_i(x) = C \cdot f_i(x) / |f_{\max}^i|$ 中, C 是一预定义常数, $f_{\max}^i$ 是 $f_i(x)$ 的最大估计值, 通常利用以下公式估算

$$f_{\max}^i = f_i(x_{\max} \cdot M_i)$$

M 变换矩阵的构造和移动峰位置的旋转矩阵类似, 而 H 的变化与 MPB 的 H 变化类似。

5) 多目标动态觅食模型

多目标动态觅食模型不仅目标个数可以发生变化, 而且每个目标的维度和参数等都可以发生变化。动态多目标优化问题可分成如下四类:

第一类 POS 改变, 而 POF 不变。

第二类 POS 不变, 而 POF 改变。

第三类 POS 和 POF 都发生改变。

第四类 POS 和 POF 都不改变, 尽管问题发生了变化。

这四种类型中并没有考虑到新的目标函数的加入或者删除, 也没有考虑决策变量维度的变化。但是在实际觅食中, 有可能会发生这种情况。由于 ZDT 静态函数具有非凸性、非连接性、欺骗性和易于扩展等多个特征, 因此可通过扩展 ZDT 静态多目标标准测试函数来构建动态多目标测试函数。

使用 ZDT 构造的动态优化问题公式为

$$\min f(x, t) = (f_I(X_I, t), g(X_{II}, t) \cdot h(X_{III}, f_I(X_I, t), g(X_{II}, t), t))$$

这里 X_I, X_{II}, X_{III} 是 $X \in \Omega_t$ 的子集。 f_1, f_2, g, h 是函数, 上式的一般典型形式为

$$f_1(X_I = \{x_l\}) = x_l$$

$$f_2(X_I, X_{II}) = g \cdot h$$

$$g(X_{II}) = 1 + \sum_{x_i \in X_{II}} x_i^2$$

$$h(X_{II}, f_1, g) = 1 - \sqrt{\frac{f_1}{g}}$$

根据动态测试函数的分类,可以从以下几种情况对动态多目标测试函数构造:

情况 1 函数 g 重新定义为

$$g(X_{II}, t) = 1 + \sum_{x_i \in X_{II}} (x_i - G(t))^2, \quad X_{II}^{\min} \leq G(t) \leq X_{II}^{\max}$$

$G(t)$ 是随时间变化的函数,最优解集也随着时间变化而变化。然而,由于 f_1, h 保持固定,因此 POT 不变。情况 1 属于第一类动态优化问题。

如果函数 $g(X_{II}, t) = 1 + G(t) + \sum_{x_i \in X_{II}} (x_i - G(t))^2, X_{II}^{\min} \leq G(t) \leq X_{II}^{\max}, G(t) \geq 0$, 这时 POF 也会发生变化,这时构造的动态多目标测试函数属于第二类优化问题。

情况 2 函数 h 重新定义为

$$h(X_{II}, f_1, g, t) = 1 - \sqrt{\frac{f_1}{g}} \left(\frac{H(t) - \sum_{x_i \in X_{III}} (x_i - H(t))^2}{g} \right)^{-1}, \quad X_{III}^{\min} \leq H(t) \leq X_{III}^{\max}$$

f_1, g 保持不变,这时,POF 和 POS 都发生改变,此时构造的动态多目标测试函数属于第三类优化问题。如果函数 h 定义如下

$$h(X_{II}, f_1, g, t) = 1 - \sqrt{\frac{f_1}{g}} H(t) > 0$$

则 POS 不变,而 POF 改变,这时构造的动态多目标测试函数属于第二类优化问题。尽管此时 POS 不变,但是由于 $H(t)$ 的变化,POF 的分布可能发生改变,这种情况下,需要跟踪新的 POS 使 POF 获得较好的分布度。

情况 3 函数 f 重新定义为

$$f_1(X_I, t) = \sum_{x_i \in X_I} x_i^{F(t)}, \quad F(t) > 0$$

通过改变 $F(t)$,最优解集的密度会发生变化,但是 POF 和 POS 均不会发生变化。此时构造的动态多目标测试函数属于第四类优化问题。基于以上分析,可以采用 ZDT 构建三个动态多目标测试函数。

6. 离散环境

1) 定义

离散空间环境是特别简单的一种拓扑空间,空间中的点在特定意义下都是相互孤立的。在离散空间中,单个或多个食物分布在各个孤立的地理位置。连续空间环境中,食物的分布不是孤立的,而是连成一片的。两类空间食物分布如图 3-19 和图 3-20 所示。

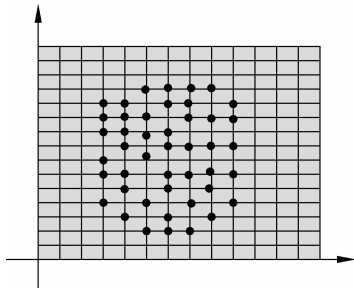


图 3-19 离散环境

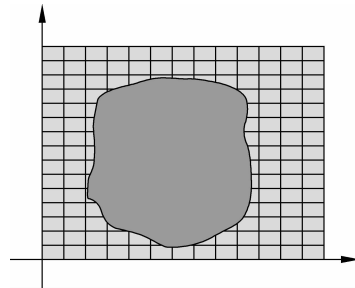


图 3-20 连续环境

2) 组合优化

在离散觅食环境中,若一个最优化环境的全部决策变量均离散取值,则称为组合优化问题。其目标是从组合问题的可行解集中求出最优解,通常可描述如式(3-47)所示。即

$$\begin{cases} \min f(x) \\ \text{s. t. } g(x) \geq 0 \\ x \in D \end{cases} \quad (3-47)$$

其中 D 表示有限个点组成的集合。

组合优化往往涉及排序、分类和筛选等问题,它是运筹学的一个重要分支。典型的组合优化问题有旅行商问题、加工调度问题、0-1 背包问题、装箱问题、图着色问题和聚类问题等。这些问题描述非常简单,并且有很强的工程代表性,但最优化求解很困难,即为 NP 难问题。目前人们认为它们不存在求解最优解的多项式时间算法,大规模情形只有尝试用一些近似算法或启发式算法求解。其主要原因是求解这些问题的算法需要极长的运行时间与极大的存储空间,以致根本不可能在现有计算机上实现,即所谓的“组合爆炸”。正是这些问题的代表性和复杂性激起了人们对组合优化理论与算法的研究兴趣。

参 考 文 献

- [1] 蓝盛芳. 试论达尔文进化论与协同进化论. 生态科学, 1995, (2): 167-170.
- [2] 毛盛贤. 生物进化论的发展. 生物学通报, 1995, 30(1): 5-7.
- [3] Stephens D W, Krebs J R. *Foraging theory*. New Jersey: Princeton University Press, 1986.
- [4] Giraldeau L A, Caraco T. *Social foraging theory*. New Jersey: Princeton University Press, 2000.
- [5] Sapp J. *Concepts of symbogenesis*. London: Yale university press, 1994.
- [6] Jazen D H. *When is it coevolution?* Evolution, 1980, 34(3): 611-612.
- [7] 曹先彬, 罗文坚, 王煦法. 基于生态种群竞争模型的协同进化. 软件学报, 2001, 12(4): 556-562.
- [8] Holland J H. *Hidden order: how adaptation builds complexity*. New York: Addison-Wesley publishing company, 1995.
- [9] 许国志. 系统科学. 上海: 上海科技教育出版社, 2000.
- [10] 约翰·霍兰(著), 周晓牧, 韩晖(译), 陈禹, 方美琪(校). 隐秩序: 适应性造就复杂性. 上海: 上海科技教育出版社, 2000.
- [11] 周哲, 李有润, 胡山鹰等. 复杂自适应系统理论用于工业生态化. 清华大学学报(自然科学版), 2008, 6: 1019-1022.
- [12] 吴先华, 郭际, 胡汉辉. 复杂性理论和网络分析方法在产业集群创新能力问题中的应用——基于江苏省三个产业集群的实证研究. 科学与科学技术管理, 2008, (7): 75-80.
- [13] 张涛, 孙林岩, 孙海虹等. 供应链的系统运作模式分析与建模——基于复杂自适应系统范式的研究. 系统工程理论与实践, 2003, (11): 8-13.
- [14] 约翰·霍兰著. 隐秩序: 适应性造就复杂性. 上海: 上海科技教育出版社, 2000.

- [15] Holland J H. *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with application to biology, control and artificial intelligence*. Massachusetts: MIT Press, 1992.
- [16] Li J, Zhu Y L, Shen H, et al. *A hybrid genetic algorithm for two-layer location-routing problem*. Proceedings of the international conference on new trends in information science and service science, 2010: 642-645.
- [17] Zhang B W, Hu K Y, Zhu Y L. *Spectrum allocation in cognitive radio networks using swarm intelligence*. Proceedings of the international conference on communication software and networks, 2010: 8-12.
- [18] Xu J W, Zhu Y L. *Modeling for the operation of closed-loop supply chain with remanufacturing*. Proceedings of the international conference on logistics systems and intelligent management, 2010: 69-73.
- [19] Liu J X, Zhu Y L, Sun P. *Sintering status recognition system for cement rotary kiln*. Proceedings of the international conference on computer application and system modeling, 2010: 13212-13216.
- [20] Zhu Y L, He X X, Hu K Y, et al. *Information entropy based interaction model and optimization method for swarm intelligence*. Transactions of the institute of measurement and control, 2009, 31(6): 461-474.
- [21] 陈瀚宁, 朱云龙, 胡琨元. 基于多种群共生进化的 RFID 网络优化. 解放军理工大学学报自然科学版, 2008, 9(5): 413-416.
- [22] Chen H N, Zhu Y L, Hu K Y. *Self-adaptation in bacterial foraging optimization algorithm*. Proceedings of the international conference on intelligent system and knowledge engineering, 2008: 1026-1031.
- [23] Zhou X M, Zhu Y L, Guo H F, et al. *Collaborative forecasting for an optimal capacity through buyback contract*. Proceedings of the international conference of Chinese logistics and transportation professionals-logistics: the emerging frontiers of transportation and development in china, 2008: 626-632.
- [24] Zhou X M, Zhu Y L, Zhu Z, et al. *Contracts-based research on competition between symmetric products' manufacturers*. Proceedings of the international conference on wireless communications, networking and mobile computing, 2008: 1-4.
- [25] Chen H N, Zhu Y L. *RFID networks planning using evolutionary algorithms and swarm intelligence*. Proceedings of the international conference on wireless communications networking and mobile computing, 2008: 1-4.
- [26] Guo H F, Zhu Y L, Chang C G, et al. *H^∞ control of bullwhip effects in closed-loop supply chain networks with two chains cooperation*. Proceedings of the World Congress on Intelligent Control and Automation, 2008: 2206-2212.
- [27] Zhou X M, Zhu Y L, Guo H F. *Collaborative forecasting for an optimal capacity through buyback contract*. Proceedings of the International Conference of Chinese Logistics and Transportation Professionals, 2008: 626-632.
- [28] Zhou X M, Zhu Y L, Zhu Z. *Contracts-based research on competition between symmetric products' manufacturers*. Proceedings of the international conference on wireless communications, networking and mobile computing, 2008.
- [29] Chen H N, Zhu Y L, Hu K Y. *Ps2o: a multi-swarm optimizer for discrete optimization*. Proceedings of the world congress on intelligent control and automation, 2008: 587-592.

- [30] Chen H N, Zhu Y L, Hu K Y. *Cooperative approaches to bacterial foraging optimization*. Proceedings of the international conference on intelligent computing, 2008: 541-548.
- [31] Chen H N, Zhu Y L, Hu K Y. *Self-adaptation in bacterial foraging optimization algorithm*. Proceedings of the International conference on intelligent system and knowledge engineering, 2008: 1026-1031.