

第 1 章 绪 论

1.1 研究背景与意义

优化技术是一种以数学为基础的求解各种工程优化问题的应用技术，随着计算机、物联网及高新技术的飞速发展，其作为一个重要的科学分支一直受到人们的广泛重视并在诸多工程领域得到迅速应用和推广。工业、农业、国防、信息、交通、经管等领域中的许多问题都可以转化为优化问题来处理，例如，在工程设计中，选择怎样的设计参数使得系统性能满足要求并且成本最小化；在生产计划安排中，选择怎样的计划方案才能保证产值和利润最大化；在军事打击中，怎样分配武器装备，使得有限的武器对一定的目标更有效等。这些问题的解决，对节省资源、提高生产效益与效率具有重要的作用。因此，现代科学与技术、工程与经济中的许多最新进展都依赖于计算相应优化问题数值技术的改进与创新，这些方法成为国内外的研究热点，因此，研究新的优化理论与方法不仅具有重要的理论意义，还具有广泛的应用价值。

由于求解最优化问题的最速下降法、牛顿法、共轭梯度法等传统优化方法通常要求优化问题的目标函数具有连续、可微、单峰等性质，而实际优化问题常常具有非线性、多维度、多峰值、不连续、不可微、动态不确定等性质，这使得传统优化方法的发展和应用受到了很大的限制。近几十年来，随着计算机容量和计算速度的不断提高，大规模并行处理技术的产生和并行分布式理论的逐步成熟，无须优化问题特殊信息的进化算法 (Evolutionary Algorithm, EA) 进入了一个全新的发展时期并引起了诸多专家、学者的极大关注^[1]。

宽泛来说，进化算法是指人们从生物进化、物理等自然现象中受到启发而提出的一些用以解决优化问题的模拟优化方法。常见的进化算法有遗传算法^[2]、神经网络^[3]、进化策略 (规划)^[4]、遗传规划^[5]、微粒群优化算法^[6]、差分进化^[7]、蚁群算法^[8]、鱼群算法^[9]、文化基因算法^[10]、模拟退火算法^[11]、人工蜂群算法^[12]等。实践证明，它们在生物信息处理领域、数据挖掘领域、机器学习领域、工业设计领域、运筹管理优化领域等有很好的表现，能够有效解决许多传统优化方法不能解决的复杂问题，特别是针对管理学领域中解决 NP-Hard 问题和组合优化问题，所以对这些新算法及其应用的研究成为学术界的研究热点。随着各种大规模优化问题日趋复杂化，由于不同的智能优化算法总是存在一些固有的缺点，人们不断尝试对智能优化算法本身提出了更多的改进，使算法性能在一定程度上得到了提高，

但是算法固有缺点并没有从根本上得到有效的解决。因此，不少学者提出融合多种策略或将不同的智能优化算法相结合，充分利用各种智能优化算法的差异性和互补性，分而治之，扬长避短，实现优势互补与信息增值，从而增强算法求解复杂问题的能力，取得更好的研究效果。

生物学中的杂交优势理论指出^[13]：杂交优势是自然界的普遍现象，杂交产生的后代在抗逆性、繁殖力、生长势等方面优于纯种亲本的现象。受到生物学杂交优势理论的启发，人们自然而然地想到将杂交优势理论引入到进化算法中，这样就形成了一种新的进化模式——合作协同演化算法。合作协同演化算法借鉴了自然界中的协同演化机制，强调一个物种的个体行为受到另一个物种的个体行为的影响，进而产生物种之间相互合作，根据外界环境的变化，自适应调整自身状态达到共同进化的目的。这类算法具有能够对所求问题的解空间进行合理的划分，有效跳出局部最优而寻找更好解的特点。因此，提出、构建并实现高性能的合作协同智能优化算法，全面提高算法的局部与全局收敛能力，是综合运用合作协同智能优化算法解决各类实际工程复杂问题的前提。

本书以微粒群优化算法为研究，在分析并揭示合作协同演化算法起作用的关键机制的基础上，引入并行进化模式和自适应进化机制，针对组合优化、实数优化中单目标和多目标复杂问题的特点，构造了一系列高性能合作协同智能微粒群优化算法，实验仿真实现并将其应用于函数优化、柔性车间调度、环境经济调度、带时间窗的车辆路径优化及低碳供应链选址—路径—库存集成优化等实际管理工程等复杂问题，在应用过程中体现了合作协同微粒群计算的有效性和实用性，为求解大规模复杂问题提供了理论基础与方法支持。

综上所述，本书研究的相关内容无论是在理论上，还是在应用方面都有很好的研究价值和应用前景。

1.2 国内外研究进展

1.2.1 合作协同演化算法研究进展

合作协同演化算法 (Cooperative Coevolution Algorithm, CCA) 是基于协同演化论，借鉴生态学的种群协同理论，应用种群间自动调节和自适应原理来构造的，是近年来提出的一类新的进化算法。协同演化论承认生物的多样性，强调生物与生物之间、生物与环境之间在进化过程中的某种依存关系。合作协同演化算法中多个种群同时演化，种群形成用于维持演化过程中的种群多样性，对求解空间进行更有效的搜索，如果这些分离的种群用一个全局适应度来衡量，它们就倾向于收敛到合作很好的不同策略中，这是协同演化的基本机制^[13]。

早在 1994 年，Potter 和 De Jong 将合作协同技术引入了进化算法研究领域^[14]，结合遗传算法，提出了合作协同遗传算法 (CCGA)。文献^[15]尝试将差分演化算法结合 CCA 框架

将解空间分解成多个子空间，每个子空间包含一个一维自变量，仿真实验与解空间分为两部分进行比较，结果表明这种分解方法并不能保证每次结果都优于解空间分为两部分的结果。近年来，随着群智能优化的兴起，不断有 CCA 与群智能优化算法相结合，扩展了 CCA 的范围。李晓东等^[16]将 CCA 结构和 PSO 算法结合，使用分组策略和自适应权值策略得到 CCPSO，实验结果表明，这两种策略能够明显改进先前的 CCA 及 PSO 算法解决大规模问题时的性能。

人工蜂群算法(Artificial Bee Colony Algorithm, ABCA)和 CCA 框架结合得到 CABCA^[16]，使得 ABCA 的收敛速度和精度得到了改善。Maniadakis^[17]突出不同层次的局部的独立作用，强调它们作为一个整体系统的作用，高层次的演化过程探索完整的结构，协调低层次部分的演化，提出并分析了层次合作协同演化(HCCE)算法。CCA 结构和 Memetic 算法^[18]相结合用于解决神经网络参数优化问题。此外，CCA 框架和分布估计算法 EDA 的结合^[19]提升了算法性能，Yang 等^[20]采用动态分组规模的方法，提出了 MLCC 算法，将原有大规模问题被问题分解器分解成若干个子问题，采用一种给定的演化算法分别对每个子问题进行求解；在王瑜^[21]提出的 VP-DECC 中，方差较大的自变量将被选出构成当前要优化的子群体，首先计算 D 维自变量的方差，按大小排序，按从大到小的顺序分别将个体分配到子群体中，保证正在优化的子群体中的自变量是当前方差最大的一批自变量，VP-DECC 处理复杂高维问题的能力得到了大大提高。

合作协同演化算法已经广泛应用于诸多领域，如电子工程、模式识别和交通运输规划等。Garcia-Pedrajas 等^[22]提出了一种基于协同演化人工神经网络的方法，称为 COVNET。Kimura 等^[23]将 CCA 用于推断大规模基因网络的 S-system 模型。曹先彬等^[24]提出了一种基于协同演化的行人检测系统。滕弘飞等^[25]提出了基于对偶系统的协同演化的卫星模型布局设计。梁昌洪等^[26]基于 CCA 提出了一种新的分解策略和协同方法解决无功优化问题。Sim 等^[27]运用 CCGA 解决炼油厂调度的全局优化。Panait^[28]提出了一种在协作型协同演化框架下将传统演化计算技术应用到多智能体行为学习领域的方法。Nema 等^[29]结合了微粒群算法、梯度搜索和 CCA 平衡探索和搜索，快速、准确、高效地解决约束优化问题。Boonlong 等用 CCGA 鉴定粒子图像测速中的错误速度矢量^[30]。李伟^[31]用基于 CCA 结构的免疫诊断框架定义及分析误差诊断，改进了误差诊断方法的精确度，克服了动态环境中误诊的缺陷，使用免疫细胞之间的相互促进和抑制的方法来实现误差诊断。

通过分析已有研究工作可知：首先，大规模优化问题可以分成大规模简单优化问题(大规模可分优化问题)和大规模复杂优化问题(分解出来的子优化问题不但维度差别较大，性质差别也较大)，大规模简单优化问题只是问题在维度上的急剧扩展，而大规模复杂优化问题不但维度大，而且分解出来的子问题维度可以不等、子问题性质可以不同；其次，早期研究较多的是大规模简单优化问题，在大规模复杂优化问题上，尽管研究人员提出了一些改进的分解策略，但这些策略具有很大的盲目性，因此，需要通过有效的学习技术获取

优化问题的解向量结构知识，然后根据知识进行大规模复杂优化问题解向量自动分解。其次，现有研究在子优化问题求解算法选择上具有很大的随意性。由于大规模复杂优化问题的子问题维度和性质可能具有较大的差异，因此需要提出适合其求解的进化算法；最后，子问题优化计算开销分配问题是新型合作协同进化算法设计中必不可少的研究环节。

综上所述，合作协同演化算法在以下几个方面有待进一步深入研究。

1. 问题分解策略

解向量分解是制约合作协同进化算法求解大规模复杂优化问题的瓶颈。对于合作协同演化算法结构，除了自然分解之外，问题分解并没有比较好的分解方法。但是如何能够得到比较理想的结果、比较好的分组，还需要深入的探索。

2. 子空间相关性

对于子空间相关性的研究，当前主要通过统计两个子空间的相关系数，然后对子空间进行分解和合并的方法来解决，是否存在其他更合理的方法亟待探索。

3. 合作协同演化算法结构和高维优化算法相结合

目前的合作协同演化算法主要是将合作协同演化算法结构和基本的演化算法相结合。除了合作协同演化算法结构之外，一些其他的高维优化算法也能够较为有效地解决大规模优化问题，能否将二者结合起来，更加有效地解决高维优化问题，也是当前的研究热点。

4. 合作协同演化算法结构和新兴演化算法相结合

近年来涌现了很多新兴的演化算法，主要包括觅食算法（细菌觅食算法、蜂群觅食算法、蝙蝠算法等）、分布估计算法等。对于如何更好地将合作协同演化算法结构和新型演化算法相结合，提升这些算法的效果，还需要进一步研究。

5. 合作协同演化算法的应用

合作协同演化算法应用主要涉及数值优化、调度、博弈策略设计、模式识别及数据挖掘等，在这些领域合作协同演化算法有着极为广阔的研究前景，需要我们一步步探究。

1.2.2 微粒群优化算法研究进展

自微粒群算法提出以来，各种研究成果大量涌现，IEEE 第一届国际群智能研讨会（2003年）召开以来，每年举办一次有关群智能方向的国际研讨会，以促使群智能算法的发展。国内外学者对微粒群优化算法做了许多改进，一些知名的国际会议和权威期刊刊载了大量的微粒群优化算法相关的研究成果。作为一种全新的群智能搜索技术，自其提出以来，学者们主要集中于对其算法结构性能的提升、理论基础和应用等方面的研究。以下将根据相关文献，从种群的拓扑结构的改进、粒子学习策略的研究、与其他算法的混合策略及多目标优化等4个方面进行讨论。

1. 种群拓扑结构

种群的拓扑结构直接决定了粒子学习样本的选择，不同的邻居拓扑结构衍生出不同的 PSO 算法。Kennedy 等^[32]根据粒子邻居拓扑结构的不同，把微粒群算法分为局部版本微粒群算法和全局版本微粒群算法。其中，全局版本的邻居由种群中除自己以外的所有粒子构成。而局部版本算法中，每个粒子的邻居由与它直接相连的那些粒子构成。文献^[33]引入了一个时变的欧代空间邻域算子：在搜索初始阶段，将邻域定义为每个粒子自身；随着迭代次数的增加，将邻域范围逐渐扩展到整个种群。文献^[34]采用了主—仆模型 (Master-Slaver Model)，其中包含一个主群体，多个仆群体，仆群体进行独立的搜索，主群体在仆群体提供的最佳位置基础上开展搜索。文献^[35]将小生境技术引入到 PSO 中，提出了小生境 PSO。文献^[36]采用多群体进行解的搜索。文献^[37]则每间隔一定代数将整个群体进行随机地重新划分，提出动态多群体 PSO。Baskar 等^[38]提出了一种类似的协作 PSO，称为并发 PSO，它采用两个群体并发地优化一个解矢量。Li^[39]提出了一种环形拓扑结构的小生境微粒群算法。倪庆剑等^[40]提出了动态可变多簇邻域结构的策略，该方法在算法迭代的初期使用全局版本 PSO，充分利用其收敛速度快的特点将粒子引向有希望的搜索区域，同时不失群体的多样性，然后在搜索的中期使用多簇邻域结构作为过渡，协调 PSO 的开发和开采能力，最后在迭代的末期使用环形拓扑，仿真实验表明其求解复杂优化问题时效果明显。Wu^[41]等人提出了一种多群体动态邻域结构的 PSO，在该算法中群体被划分成若干子群，每个子群按照自身的邻域结构独立搜索迭代，在经历一定的迭代次数后将所有的粒子随机重组成为新的子群。

2. 基于学习策略改进的微粒群优化算法研究

由于原始的微粒群优化算法容易早熟收敛从而陷入局部最优，为了缓解这种早熟收敛现象，许多学者尝试改进粒子的学习策略或借鉴其他优化方法的思想改进其策略，以增强微粒群优化算法的寻优能力或加快其收敛速度。

Li^[42]等提出了一种自适应的学习策略，根据种群中粒子的运行状况，动态地为每个粒子指派学习样本，以增强粒子间的信息交流。Zhan 等^[43]通过分析种群的多样性与学习策略的关系也提出了新的学习策略，极大地提升了算法的运行效率。总之，学习策略改进的目的就是增强粒子间的信息交流，增强种群的多样性，进而提升种群跳出局部最优解的能力。上述这些改进策略在某种程度上起到了积极作用，但是收敛精度等方面还存在不足。Wang 等^[44]提出了一种自适应学习的微粒群算法，在该算法中粒子速度的更新存在 4 种不同的策略，并定义了一个学习概率模型用于确定学习的策略，此学习概率根据产生子代的适应度值排序定期进行调整，从而实现自适应选择学习策略。纪震等^[45]提出了智能单粒子优化算法，该算法不是对整个速度矢量或位置矢量同时进行更新，而是将粒子的位置矢量分解成一定数量的子矢量，并按顺序循环更新每个子矢量。在子矢量更新过程中，引入一种新的学习策略，使粒子在搜索空间中能够动态地调整速度和位置。实验结果表明，提出的算法

在优化复杂的具有大量局部最优点的高维多模函数方面具有一定的优势。迟玉红等^[46]提出了一种基于空间缩放和吸引粒子的微粒群优化算法,该算法能够保证算法全局探测能力和局部开发能力;Tanweer 等^[47]提出了一种基于人类认知的 PSO 算法,用于解决复杂的多峰问题,该算法拥有非常好的多样性保持机制,Li 等^[48]提出了一种自适应的学习策略,根据种群中粒子的运行状况动态地为每个粒子指派学习样本,以增强粒子间的信息交流;张顶学^[49]提出了一种基于种群速度的自适应微粒群算法;Mendes 等^[50]提出了牵制粒子飞行趋势的不应该只是该粒子的邻接粒子的观点,并据此提出了一种广泛利用搜索信息的 FIPS 算法;贾树晋等^[51]为了提高算法的收敛性和非支配解集的多样性,提出了一种基于局部搜索与混合多样性策略的多目标微粒群算法。在文献^[52]中,Sabine 采用常用假设条件,首次尝试着用理论方法证明了粒子越界问题,并得到了惊人的结论:当用最常用的方法对粒子速度进行随机均匀初始化时,第一次进化完成后,所有粒子都会飞越边界;即使在初始化时,将所有粒子速度置为零,那些有“好邻居”的粒子仍然会飞越边界。

3. 基于混合微粒群优化算法研究

根据无免费午餐理论,每种进化算法都有各自的优缺点,因此,如何将 PSO 与其他算法相结合也是当前研究热点之一。如在 PSO 中引入 GA 的选择、交叉和变异算子;将粒子更新后所获得的新的粒子,采用模拟退火的思想决定是否接受进入下一次迭代;将差分进化算法用于种群陷入局部最优解时,产生新的全局最优粒子等。Wei 等^[53]提出基于 K 均值的混合 PSO 算法,在算法运行过程中,根据每个粒子的适应函数值来确定 K 均值算法操作时机,不仅增强了算法局部精确搜索能力,还缩短了收敛时间。Qin 等^[54]将局部搜索算法嵌入到 PSO 中,每隔若干代对粒子自身最优位置进行局部搜索。Olesen 等^[55]提出将细菌趋药性算法与微粒群算法混合。Xin 等^[56]提出将差分进化算法与 PSO 进行混合的策略。Li^[57]等将禁忌算法与 PSO 混合。Niknam 等^[58]提出将 PSO 与蚁群算法进行混合。黄泽霞^[59]针对量子微粒群的惯性权值线性递减不能适应复杂的非线性优化搜索过程的问题,提出了一种惯性权自适应调整的量子微粒群优化算法。Wu 等提出了微粒群与蜂群混合的多阶段动态群优化算法。

总之,无论使用哪种混合算法都是为了提升种群多样性,但这些混合策略引入了新的参数(如在与遗传算法结合的混合算法中,何时进行变异和交叉操作,需要引入额外参数来控制这些操作的时机),而正因为此,会导致实际应用受到限制。

4. 基于多目标的微粒群优化算法研究

目前,越来越多的研究将 PSO 扩展到多目标优化领域。Hu 等^[60]提出的动态领域 PSO 算法,根据第一个优化目标计算当前粒子与其他粒子的距离确定动态邻域,根据第二个目标选择邻域内粒子作为群体的领导粒子,但这种方法只能处理双目标优化问题;Salazar-Lechuga 等^[61]采用了基于支配关系及适应度共享的策略保持解集的分布性;文献^[62]将容器和档案的思想引入 PSO 算法,用于解决多目标优化中个体或群体领导粒子的产生、

存储、更新、选择问题；文献^[63]的主要思想是充分考虑全局极值，在整个搜索过程中粒子只受全局极值约束，从而加快了搜索速度，但该算法在提高收敛速度的同时，还存在早熟收敛问题，也可能错过某些极值；任子晖^[64]介绍了一种动态拓扑结构的多目标微粒群优化算法，给出了一种新的储备集更新策略，结合邻域拥挤度和粒子差异度，用小世界动态拓扑邻域结构来平衡粒子的全局搜索能力和局部搜索能力。还有学者试图将 PSO 算法与其他优化算法相结合来求解多目标优化问题。但是这些算法大部分没有考虑粒子空间分布和粒子演化过程的特征，在求解实际工程中的复杂多目标优化问题时，仍然存在求解效率不高或帕雷托最优解多样性不足等问题。

上述这些文献分析表明，微粒群优化是一种新兴的、基于群体智能的启发式全局随机搜索算法，具有易理解、易实现、全局搜索能力强等特点，为各个领域的研究人员提供了一种有效的全局优化技术。综观 PSO 算法的研究现状可见，PSO 算法的研究是目前计算智能领域的热点课题，但还不成熟。归纳而言，在以下几方面的工作尤其值得进一步深入探讨。

(1) 理论研究：虽然目前对 PSO 稳定性和收敛性的证明已取得了一些初步成果，但自诞生以来其数学基础一直不完备，特别是收敛性一直没有得到彻底解决。因此，仍需要对 PSO 的收敛性等方面进行进一步的理论研究。

(2) 控制参数自适应：虽然在 PSO 参数的改进策略等方面已取得了一定进展，但仍然有很大的研究空间；特别是如何通过对参数自适应调节以实现“探索”(Exploration)与“开发”(Exploitation)之间的平衡，以及“nearer is better”假设与“nearer is worse”假设之间的智能转换，是令人很感兴趣的课题。

(3) 信息共享机制：基于邻域拓扑的 PSO 局部模型大大提高了算法全局搜索能力，充分利用或改进现有拓扑结构及提出新的拓扑，进一步改善算法性能，是一个值得进一步研究的问题。同时，由于全局模型具有较快的收敛速度，而局部模型具有较好的全局搜索能力，对信息共享机制做进一步研究，保证算法既具有较快的收敛速度，又具有较好的全局搜索能力，也是一个很有意义的研究方向。

(4) 混合 PSO：混合进化算法是进化算法领域的趋势之一，将其与其他进化算法或传统优化技术相结合，可提出新的混合 PSO 算法，甚至提出基于 PSO 的超启发式搜索算法，使算法对不同种类的问题具有尽可能好的普适性，并能“更好、更快、更廉”地得到问题的解，也是一个很有价值的研究方向。

(5) 应用研究：算法的有效性和价值必须在实际应用中才能得到充分体现。目前，PSO 算法的应用大量局限于连续、单目标、无约束的确定性优化课题。应该注重 PSO 算法在离散、多目标、约束、不确定、动态等优化问题上的探讨和应用。广大科学与工程领域的研究人员，在各自的专业背景下，利用 PSO 解决各种复杂系统的优化问题，进一步拓展其应用领域，是一项十分有意义的工作。

1.2.3 微粒群优化计算典型应用

由于微粒群优化算法性能的优越性,目前已在工业、农业、国防、信息、交通、经管等领域的复杂问题中得到了广泛的应用。然而由于应用领域很多,在这里只对混微粒群优化算法在柔性作业车间调度、车辆路径优化问题、多目标优化问题中的应用研究现状进行分析。

1. 在柔性作业车间调度问题的应用

柔性车间作业调度问题的建模和求解一直是理论界的研究热点,如 2008 年著名国际期刊 *European Journal of Operational Research* 在专刊 Scheduling with Setup Times or Costs 中,专门对具有调整时间或代价的调度问题,包括单机调度、平行机调度、流水车间调度等的进展情况进行了探讨。生产调度问题早已被证明是 NP 难题,即使是一些小规模调度问题,也很难得到其最优解。因此,对生产调度问题的研究,在理论研究和实际应用中都有非常大的价值。

Pongchairerks 等^[65]提出了解决多目标 Job-shop 调度问题的微粒群算法,该算法为保持微粒的多样性,提出了对微粒以概率进行变异,同时为保证算法的全局收敛性,微粒速度的更新根据微粒当前速度、个体最好位置、全局最好位置和多个邻域最好位置来更新,最后作者实验证明了算法的全局收敛性。张长胜等^[66]将微粒群算法与遗传算法相结合,利用遗传操作不断引入新的信息,同时增加了微粒动能判断,当微粒动能较低时对其进行随机贪婪邻域搜索,从而提高了算法性能。Liao 等^[67]提出了离散化的微粒群算法求解 Flow-shop 调度问题,从而将应用于连续求解问题的微粒群算法转化成能对离散调度问题求解的方法。Liu 等^[68]将各微粒群算法与其他邻域搜索算法相结合,从而提高微粒群算法的局部寻优能力,最后他们证明了算法性能较普通微粒群算法要好很多。王凌等^[69]提出了混合群体智能优化算法,提出了混合群体智能优化算法的统一框架,并进行了算法的性能和收敛性分析。Ho^[70]等提出了求解柔性 Job-shop 调度问题的文化进化遗传算法,该算法利用 CDR 算法使用不同的优先级规则来初始化遗传算法的种群,然后利用文化遗传算法来求解,最后作者证明了方法的有效性。该方法的优点是在算法中融入了自学习的特点,每次将两个与父一代染色体的优良染色体相似性大的染色体自动进入下一代,这样在迭代过程中有效地集成了父代的优良特性,但容易使算法陷入局部最优。文献^[71]采用了基于动态遗传算法改进微粒群优化算法的方法,对类似于车间作业调度的港口拖轮作业调度过程进行了分析和求解。Li Bin-Bin 等^[72]提出了一种求解置换流水车间作业调度问题的混合微粒群优化算法。潘全科^[73]等将蜂群算法及邻域搜索策略应用于流水车间调度研究。于晓义^[74]提出了基于工序染色体编码的并行协同演化多种群遗传算法,将其应用于多车间协同生产作业调度,并验证了该算法较标准遗传算法在解决此类作业车间调度上的优越性。文献^[75]针对柔性作业车间调度问题,采用独特的编码方式和位置更新策略来避免不合法解的产生,提出了一种新型

两阶段动态混合群智能优化算法。

通过对以上文献的研究与分析，到目前为止，可以知道人们已在对生产调度问题的建模、优化算法和系统设计开发等方面取得了很多成果。但由于大部分生产调度问题是 NP 问题，理论研究与实际应用之间往往存在很大距离，例如，建模过程中往往对现实问题做了某些简化或抽象，导致理论与实际脱节；更多的实际生产问题如动态调度、随机调度、多目标调度、分布式调度等问题的建模方法、模型稳定性、适应的研究还处于起步阶段；算法适用范围窄，目前的元启发式算法在组合优化领域的应用应该很容易，但往往需要一问题一算法，很难有一个算法不需任何修改即可应用于其他类似问题。

2. 在车辆路径优化问题中的应用

利用微粒群优化算法求解车辆路径问题，是其中的一个研究热点。针对这一问题，研究者们提出了很多相应的算法。Mirhassani^[76]等人提出了利用微粒群优化算法求解开放式车辆路径问题，车辆结束访问之后不返回仓库。Ai 等^[77]设计了一种新的 PSO 用来解决通货与发送的 VRP，并将该算法与其他几种算法在基准测试用例上进行了比较，结果表明其提出的算法具有很好的性能。Moghaddam^[78]提出了基于 PSO 的解码算法，应用于带限制的 VRP。Marinakos^[79]利用微粒群优化算法结合多阶段的变邻域搜索算法，提出了一种混合遗传微粒群优化算法，可以处理大规模的 VRPTW。Repoussis^[80]等人提出了一种新的弧主导进化算法，使用平行结构来解决 VRPTW。Petric 等人^[81]提出了一种高效的混合启发式算法，且结合遗传算法、局部—全局计算方法及局部搜索算法来解决广义车辆路径问题。Baños 等^[82]介绍了一种混合元启发式算法来解决带时间窗的多目标车辆路径问题。Goksal 等^[83]描述了一种离散混合微粒群优化方法，以解决通货及发送的 VRPTW 问题。

尽管当前车辆路径优化问题的实用价值越来越明显，受到了广泛关注，但针对车辆路径优化问题的求解策略和算法，到目前为止仍存在许多不完善的地方，有待今后进一步深入研究。

3. 在多目标优化问题中的应用

PSO 是一种基于种群的进化算法，在每次迭代过程中，都能产生一组非劣解，同时，PSO 由于具有操作简单、收敛速度快等优点，因此，扩展 PSO 来处理多目标优化问题 (Multi-objective Optimization Problems, MOP) 是微粒群算法领域的一个研究热点，将 PSO 处理多目标优化问题所形成的算法称为多目标微粒群算法 (Multi-objective PSO, MOPSO)。Coello^[84]提出了一种经典的 MOPSO 算法，采用外部存档来存储和决定每一代中哪些粒子将成为非劣解成员，这些成员将被用来引导其他粒子的飞行。Li^[85]提出了非占优排序 PSO，算法采用 NSGA-II 的外部存档维持方法，并利用非劣解排序策略选择领导者。Mostaghim^[86]提出了一种 sigma (SMOPSO) 方法，算法根据外部存档中的非劣解计算 sigma 值来选择全局领导者，但这种寻找全局领导者的方法在求解一些多目标问题时会出现早熟现象。文献^[87]提出了广义微粒群算法结合帕雷托占优的概念，来处理环境、经济调度多目标优化问题。

Sierra^[88]提出了一种多种群 MOPSO 算法,这种算法将整个群分成 3 个规模相同的子群,每个子群采用不同的变异因子,这种策略提升了粒子的探索能力。Reddy^[89]提出了精英 MOPSO,算法合并了精英变异的因子来增加粒子探索和搜索的能力。胡旺等^[90]引入了格占优和格距离密度的概念,来评估帕雷托最优解的个体环境适应度,以此建立外部档案更新方法和全局最优解选择机制,最终形成了基于帕雷托熵的多目标微粒群优化算法。黄发良等^[91]提出了一种基于多目标微粒群优化的网络社区发现算法,它选取模块度、最小最大割与轮廓 3 个指标来进行综合寻优。田雨波等^[92]采用多目标微粒群算法结合矩阵数值计算的形式,应用神经网络映射粗糙模型与精确模型的仿真结果,由粗糙模型和神经网络推测出精确模型的帕雷托最优解。

尽管当前微粒群在多目标优化问题研究领域取得了丰硕的成果,但是大多数集中在实验仿真阶段,存在精度不高、帕雷托解不均匀等诸多不足。因此,多目标优化应用还需深入研究。

1.3 研究目的

自然界中各类生物体的智能行为正越来越受到广大科学工作者的关注,特别是近年来,基于生物信息系统的群智能研究已逐渐成为人工智能研究领域的一个重要内容。鉴于此,本书针对大规模复杂优化问题求解这一研究对象,在分析原有微粒群算法的优越性与存在不足的基础上,从合作协同计算的本质角度着手,站在更高层面,从演化算法的宏观进化角度提出了微粒群优化计算,具体目标如下。

(1) 基于合作协同算法框架,将各种局部优化、全局优化、自适应等策略融入到微粒群优化算法中,构建面向大规模复杂优化问题的微粒群智能计算框架体系,以克服传统微粒群算法某些方面的缺陷,较大幅度地改进算法性能,并利用通用的组合优化和实数优化问题对算法进行测试,验证算法的性能。

(2) 探索合作协同微粒群计算在管理优化领域中的一些新应用,开拓算法的应用范围,提出一些新应用的算法框架模型。

1.4 研究内容

由于协同演化算法能有效克服其他计算智能算法的早熟现象、优化精度不高等缺陷,针对本书的研究目标,将协同演化框架引入到传统微粒群优化算法,针对单目标及多目标优化问题,设计出高精度、快速、适用性强的微粒群优化算法,利用通用的组合优化和实数优化问题对算法进行测试,并将其用于解决不同类型的管理优化问题。

(1) 基于自适应学习的并行协同微粒群算法及理论研究。为了更好地提高微粒群算法的普适性,融合快速收敛、跳出局部极值、深度搜索、广度开发 4 种变异策略,结合自适

应学习机制，根据问题复杂程度选择出合适的策略来完成全局寻优。同时，通过理论分析算法的收敛性与时间复杂度，仿真实验证明了算法在优化效率、优化性能和鲁棒性等方面均有很大改善，并具有较强的普适性。

(2) 基于多阶段协同群智能优化算法。通过对协同演化策略和群智能算法特性的反思，结合动态种群的微粒群算法与具有开发能力较强的协同蜂群算法的各自优势，取长补短，建立一种多阶段动态群智能算法。通过函数优化测试实验表明，提出的算法具有收敛速度快、全局搜索能力强、稳定性好、求解精度高的特点，并将该算法思想应用于求解柔性车间调度管理应用问题，通过国际标准测试用例及实际的管理问题验证提出算法的有效性。

(3) 基于空间自适应划分的动态种群多目标优化算法。引入了一种新的局部和全局最优“引导”粒子，利用年龄观测器实时记录引导者为粒子靠近帕雷托最优解集所做的贡献，设计了精英学习策略，对解空间进行更加全面、充分的探索，快速找到一组分布具有尽可能好的逼近性、宽广性和均匀性的最优解集合。对国际多目标测试函数及环境、经济调度问题进行仿真测试，结果表明算法在保持帕雷托最优解多样性的同时具有较好的收敛性能。

(4) 基于集合编码的带时间窗车辆路径优化模型及算法。采用基于集合和概率的编码方式，引入插入启发式与前推启发式信息初始化方法及局部搜索算子，以多目标离散问题中具有代表性的带时间窗的车辆路径优化问题为研究对象，提出一种基于多目标离散微粒群优化算法，通过对国际标准算例测试实验，验证了提出算法比许多启发式算法搜索精度和效率更高。运用算例仿真实验结果表明对降低物流配送成本，提高配送效率具有较好的实用价值。

(5) 低碳供应链多级网络选址—路径—库存集成优化问题研究。针对一个涉及生产商、潜在配送中心与分销商的 3 层供应链的网络进行研究，对商品从生产商经过潜在配送中心再到最终分销商的整个流程中有关设施选址、库存及路径问题进行优化设计。首先建立了一个考虑碳排放的供应链网络优化模型，以整条供应链成本及碳排放成本的最低为目标；然后设计了两阶段协同多目标微粒群优化算法对模型进行求解；最后对算例进行了分析求解。

1.5 创新点

本书的创新点如下。

(1) 针对目前大多数微粒群优化算法鲁棒性和普适性均不强等问题，根据协同免费午餐理论，提出自适应多策略并行学习的微粒群优化算法，融合快速收敛、跳出局部极值、深度搜索、广度开发 4 种变异策略，引入自适应学习机制，根据问题复杂程度选择合适的策略来完成全局寻优。

(2) 建立了一种多阶段动态微粒群智能算法。该算法结合动态种群的微粒群算法与开发能力较强的协同蜂群算法的各自优势，实现全局寻优。该算法整个搜索过程分成 3 个阶

段：首先，为了保持种群的多样性，首先利用微粒群局部模型进行粗搜索；其次，采用个体间反馈能力强的协同蜂群算法搜索空间的广度及深度；再次，利用微粒群全局模型提高寻优速度，从而完成整个问题的全局寻优。

(3) 提出了一种基于空间自适应划分的动态多目标优化算法，多目标搜索空间被分成多个划分，每个划分内的粒子被一种新的局部和全局最优粒子引导，快速靠近帕雷托最优前沿面，引入年龄观测器实时记录引导者为粒子靠近帕雷托最优解集所做的贡献，设计了一种新型精英学习策略，防止帕雷托最优解集陷入早熟收敛，并利用国际多目标测试函数及环境、经济调度测试了该算法的性能。

(4) 以管理工程中具有典型代表的车辆路径问题为对象，采用集合编码方式，提出了一种求解组合多目标问题的微粒群优化算法对该问题进行求解，并对车辆路径问题进行扩展，建立了考虑碳排放约束的选址—路径—库存集成问题优化模型，将基于集合的微粒群优化算法与基于空间自适应划分的动态种群算法相结合，设计了两阶段协同多目标微粒群优化算法，适合求解管理领域中既包含组合优化又包含实数优化的大规模复杂应用问题。