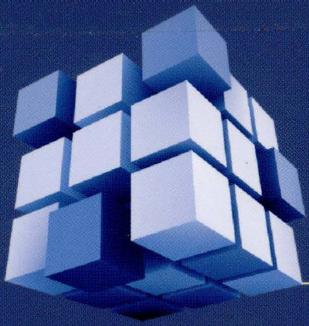

不确定决策模型的智能求解算法及其应用

BUQUEDING JUECEMOXING DE
ZHINENGQIUJIE
SUANFA JIQI YINGYONG

宁玉富 著

科学出版社

不确定决策模型的智能求解算法及其应用

宁玉富　著

德州学院学术著作出版基金资助

科学出版社

北　京

内 容 简 介

本书在介绍不确定理论、不确定规划、遗传算法、神经网络的基础上提出了求解不确定决策模型的多种基于模拟的智能算法，并给出了模糊环境下贷款组合在险价值的定义，构建了机会准则模型以及机会约束下方差最小化模型. 还分别针对模糊随机环境以及不确定环境下多产品集约生产计划问题建立了相应的决策模型，同时给出了求解算法.

本书可作为管理科学、计算机科学、运筹学、系统科学、信息科学等专业的高年级本科生、研究生、教师以及从事商业银行贷款、企业生产计划制定等管理工作人员的研究参考.

图书在版编目(CIP)数据

不确定决策模型的智能求解算法及其应用/宁玉富著. —北京：科学出版社，2012.9

ISBN 978-7-03-035525-6

Ⅰ.①不… Ⅱ.①宁… Ⅲ.①不确定系统－决策模型－算法理论 Ⅳ.①C934

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2012) 第 209783 号

责任编辑：杨瑰玉　冯桂层／责任校对：王望容
责任印制：彭　超／封面设计：苏　波

科学出版社 出版
北京东黄城根北街 16 号
邮政编码：100717
http://www.sciencep.com

武汉市首壹印务有限公司印刷
科学出版社发行　各地新华书店经销
*
2012 年 9 月第 一 版　开本：B5(720 × 1000)
2012 年 9 月第一次印刷　印张：8 1/4
字数：200 000

定价：40.00 元

序 言

在管理科学、计算机科学、系统科学、信息科学以及工程等领域都存在着大量的不确定性, 如随机性、模糊性、模糊随机性等. 这些领域中的很多决策需要在这些不确定环境下作出. 不确定理论和不确定规划是解决这些决策问题的有力工具. 本书在介绍不确定理论、不确定规划、遗传算法、神经网络的基础上提出了求解不确定决策模型的多种基于模拟的智能算法, 并给出了模糊环境下贷款组合在险价值的定义, 构建了机会准则模型以及机会约束下方差最小化模型. 还分别针对模糊随机环境以及不确定环境下多产品集约生产计划问题建立了相应的决策模型, 同时给出了求解算法.

第 1 章介绍了研究背景以及相关文献的工作.

第 2 章简要介绍了全书需要的理论基础知识, 如概率论、模糊理论、可信性理论、模拟技术、模糊随机理论、随机模糊理论、模糊规划、模糊随机规划、随机模糊规划、遗传算法、神经网络、同步扰动随机逼近算法等.

第 3 章提出了基于模拟 (模糊模拟、模糊随机模拟和随机模糊模拟) 的同步扰动随机逼近算法求解模糊规划模型、模糊随机规划模型和随机模糊规划模型. 该算法能够快速地收敛到局部最优解. 在许多实际的优化问题中, 因为花费在优化问题上的资源的限制, 一个局部最优解是完全可以接受的.

第 4 章设计了集成模拟和神经网络的同步扰动随机逼近算法. 首先使用模拟为不确定函数产生一组输入输出数据, 然后用这些数据训练神经网络, 把训练的神经网络嵌入到同步扰动随机逼近算法中. 该算法比基于模拟的同步扰动随机逼近算法能够更快地收敛到局部最优解.

第 5 章针对需要得到全局最优解的优化问题, 设计了基于模拟的混合优化算法进行求解. 该算法集成了模拟技术、神经网络、遗传算法和同步扰动随机逼近算法. 首先使用模拟技术产生一组输入输出数据, 然后使用这些数据为不确定函数训练神经网络, 把神经网络嵌入到遗传算法和同步扰动随机逼近算法中. 遗传算法用于在整个解空间上搜索最优解, 其初始种群和每一代由交叉和变异操作产生的新染色体均利用同步扰动随机逼近算法进行改善. 最后, 把遗传算法结束后得到的所有染色体再利用同步扰动随机逼近算法进行改善, 适应度最高的染色体作为问题的最优解. 该算法既具有遗传算法的全局搜索能力, 又具有同步扰动随机逼近算法的较强的收敛特性. 数值例子验证了所提出的算法的有效性.

第 6 章针对贷款组合的收益率是模糊变量的情况, 提出了在险价值的定义, 构

建了商业银行贷款组合优化决策的机会准则模型和方差最小化模型. 对于贷款收益率是特殊的三角模糊变量的情况, 给出了模型的清晰等价类, 这些等价类可以用传统的方法进行求解. 对于贷款收益率的隶属函数比较复杂的情况, 应用集成模糊模拟、神经网络、遗传算法和同步扰动随机逼近算法的混合优化算法求解模型. 数值算例验证了模型和算法的有效性.

第 7 章针对模糊随机环境下多产品集约生产计划问题建立了模型, 其中市场需求、生产费用、生产能力等均被刻画为模糊随机变量, 目标函数和约束函数均由机会函数定义. 应用集成模糊随机模拟、神经网络、遗传算法和同步扰动随机逼近算法的混合优化算法求解模型, 并给出了数值例子.

第 8 章基于不确定理论提出了多产品集约生产计划模型, 其中市场需求、生产费用、转包费用等均被刻画成不确定变量. 当这些不确定变量是线性不确定变量时, 目标函数和约束函数可以转换成清晰等价类, 它是非线性规划, 即可使用传统的方法来求解. 同时给出了数值例子说明了模型和转换方法.

由于时间仓促和作者水平有限, 不当之处在所难免, 恳请各位读者提出宝贵意见.

宁玉富

2012 年 6 月

目　　录

第1章　绪　论

1.1　研究背景和意义

在管理科学、计算机科学、系统科学、信息科学以及工程等领域都存在着大量的客观的或人为的不确定性, 如随机性、模糊性、模糊随机性等. 在这些领域中的很多决策需要在这些不确定环境下作出. 因此, 如何在不确定环境下建立模型及如何求解模型成为当前研究的热点问题. 然而, 对于这些复杂尤其是含有多重不确定性的决策系统, 传统的优化方法通常是无能为力的. 虽然已有的随机规划和模糊规划可以解决部分随机系统和模糊系统下的优化问题, 但已远远不能满足解决具有多重不确定性的决策系统优化问题的需要. 因此, 建立和完善统一的不确定环境下的优化理论与方法不但具有深远的理论价值, 而且具有广阔的应用前景[1−3]. B Liu 分别于 1999 年、2002 年系统地建立和完善了不确定规划理论[4, 5], 于 2004 年基于可信性测度建立了一个新的数学分支—可信性理论[6, 7], 于 2007 年基于不确定测度创立了新的不确定理论[8], 并于 2010 年进行了修改[9], 为解决不确定环境下的决策问题提供了理论基础和有力的工具.

随着计算机技术的飞速发展以及智能计算技术的不断涌现, 许多复杂的优化问题已经能通过计算机求解. 事实上, 一些过去根本无法求解的复杂问题如今很多都可以通过计算机求解. 遗传算法、模拟退火、禁忌搜索、神经元网络等都属于智能算法范畴. 为了解决更复杂的优化问题, 可以将这些智能算法有机地结合起来, 从而形成更有效、更强大的混合智能算法. 例如, 遗传模拟退火算法、遗传禁忌搜索算法等[3]. 为了求解各种各样的不确定规划模型, B Liu 等设计了一系列的混合智能算法[3−5]. 该算法的基本思路是: 首先利用随机模拟 (模糊模拟、模糊随机模拟或随机模糊模拟) 产生不确定函数的训练样本, 然后利用这些数据训练神经元网络以逼近不确定函数, 最后把训练好的神经元网络嵌入到遗传算法中, 从而形成混合智能算法.

不确定规划理论已被应用到诸多领域, 如水库调度、生产过程、存储系统、网络优化、车辆调度、系统可靠性、作业排序、设备选址、关键路问题等[3]. 这些课题的研究充分反映了不确定规划具有广泛的应用前景. 然而, 现有的求解算法在求解效率上存在着这样或那样的不足, 因此设计更有效的智能算法是非常必要和紧迫的.

集约生产计划 (aggregate production planning, APP) 是针对产品类层次的生

产计划方法. 在一个中长期的计划期间, 确定在生产、库存和劳动力水平等条件的约束下, 如何以最小的费用满足市场不断变化的需求. 集约生产计划是生产管理系统中重要的上层计划活动, 其他层次和各种形式的分解计划, 包括主生产计划、能力计划、物料需求计划、批量计划等都依赖于集约生产计划[10]. 目前的绝大多数文献都是分别在确定性、随机性或模糊性条件下讨论集约生产计划的建模问题, 相应地处理集约生产计划问题的方法有确定型优化方法、随机规划方法和模糊规划方法. 然而, 在实际的集约生产计划问题中, 却常常存在着多重不确定性因素混合的情形, 如随机模糊性、模糊随机性等. 但是, 目前关于集约生产计划问题的文献几乎没有考虑到在多重不确定性因素混合情形下集约生产计划的模型及其求解问题. 因此, 本书的研究内容具有实用性.

1.2　国内外研究现状

自从 L A Zadeh[11] 提出模糊集理论以来, 很多研究人员对其进行了深入的研究和发展, 如 S Nahmias[12], D Dubois 和 H Prade[13], G J Klir[14], A V Yazenin[15], M Sakawa[16], L A Zadeh[17] 和 B Liu[4−7, 18, 19]. 现实世界中的许多优化问题都包含有模糊信息, 模糊规划是处理这类优化问题的一个有力的工具. 模糊规划通常包括三类模型: 模糊期望值模型[20]、模糊机会约束规划模型[21, 22] 和模糊相关机会规划模型[23]. B Liu 和 Y K Liu[20] 给出了模糊变量的可信性测度的定义, 并且基于可信性测度使用 Choquet 积分提出了模糊变量期望值的概念, 设计了模糊模拟技术来估计一般模糊变量的期望值, 然后构造了一系列的模糊期望值模型. 为了求解这些模型, 提出了集成模糊模拟、神经网络和遗传算法的混合智能算法. B Liu 和 K Iwamura[21, 22] 提出了模糊机会约束规划模型, 给出了某些情况下的清晰等价类, 并提出了基于模糊模拟的遗传算法用于求解那些难以转化成清晰等价类的机会约束规划模型. B Liu[23] 提出了模糊环境下相关机会规划、相关机会多目标规划和相关机会目标规划, 同时扩展了不确定环境、事件、机会函数等的概念, 然后设计了基于模糊模拟的遗传算法求解这些模型. 在一些特殊的情形下, 模糊规划模型可以先转化成清晰等价类, 再用传统的规划方法进行求解. 然而, 对复杂的模糊规划模型, 这种做法是不可行的. 前面所述的混合智能算法首先采用模糊模拟技术为不确定函数产生输入输出数据, 再利用这些数据训练神经网络, 然后把训练的神经网络嵌入到遗传算法中. 利用混合智能算法求解上述规划问题是可行的, 但由于遗传算法在收敛到局部极值点时的速度非常慢, 所以混合智能算法的求解效率较低.

在许多实际的决策系统中, 模糊性和随机性往往同时出现. 模糊随机变量是对模糊随机现象的一种数学描述, H Kwakernaak[24, 25] 首先给出了模糊随机变量的定义, 此后根据各自理论的需要, M Puri 和 D Ralescu[26], R Kruse 和 K Meyer[27], 以

及 Liu Y K 和 Liu B[28] 给出了不同的可测性, 从而产生了不同的模糊随机变量的数学定义. M K Luhandjula[29] 提出了一种求解具有模糊随机变量参数的线性规划问题的方法. Liu Y K 和 Liu B[28] 给出了模糊随机变量的纯量期望值算子的定义, 讨论了有关模糊随机变量的可测性的一些属性, 也给出了独立同分布的模糊随机变量的概念, 最后证明了模糊随机变量的一类强大数定律. B Liu[30] 提出了模糊随机事件的本原机会的概念, 并构造了模糊随机机会约束规划的一般框架, 设计了模糊随机模拟技术估计机会函数, 同时集成模糊随机模拟、神经网络和遗传算法提出了混合智能算法求解模型. B Liu[31] 为模糊随机决策系统提出了不确定环境、事件、机会函数和不确定原理的定义, 提供了模糊随机相关机会规划模型的理论框架, 设计了混合智能算法求解模型. Y K Liu 和 B Liu[32] 提出了一系列模糊随机期望值模型, 并设计了混合智能算法求解模型. Y K Liu 和 B Liu[33] 利用 Sugeno 积分定义了三种平衡机会测度, 并构造了一类新的模糊随机规划模型, 证明了模糊随机线性规划问题的一些凸性定理, 这些定理使我们能够把原问题转化成等价的随机凸规划问题, 从而可以利用求解随机凸规划问题的方法求解这些模糊随机线性规划问题. 对于一般的含有平衡机会约束的模糊随机规划问题, 提出了混合智能算法进行求解. Y K Liu 和 B Liu[34] 使用 Choquet 积分提出了模糊随机事件的三类平均机会的定义, 并利用平均机会通过 Choquet 积分定义了模糊随机变量的期望值算子. 使用平均机会, 构造了一类模糊随机极小化风险模型, 其中目标函数和约束函数均由平均机会定义. 而且, 提出了混合智能算法求解模型. J Gao 和 B Liu[35] 定义了模糊随机事件的一种新的本原机会.

不同于模糊随机变量, B Liu[5] 提出了随机模糊变量的概念, 将其定义为从可能性空间到随机变量集合的映射, 并将其本原机会定义为从区间 (0,1] 到 [0,1] 的一个函数. 利用本原机会, 建立了随机模糊机会约束规划模型, 并提出了混合智能算法进行求解. Y K Liu 和 B Liu[36] 定义了随机模糊变量的期望值算子, 证明了其线性特征, 设计了随机模糊模拟技术估计随机模糊变量的期望值, 提出了三类随机模糊期望值模型, 并设计了混合智能算法求解模型. B Liu[37] 提出了一系列随机模糊相关机会规划模型, 其建模的基本思想就是决策者要作出满足事件的最大机会的决策. 通过集成随机模糊模拟、神经网络和遗传算法设计了混合智能算法求解模型. Y K Liu 和 B Liu[38] 使用模糊积分定义了随机模糊事件的两种纯量机会测度, 即平衡机会测度和平均机会测度, 讨论了这两种机会测度的对偶性. 基于平均机会测度, 提出了一类随机模糊规划模型, 并设计了混合智能算法对模型进行求解.

B Liu 分别于 1999 年、2002 年系统地建立和完善了不确定规划理论[4, 5], 并于 2004 年基于可信性测度建立了一个新的数学分支—可信性理论[6, 7], 为处理不确定环境下的决策问题提供了理论基础和有力的工具.

在很多优化问题中, 很难直接得到目标函数的值, 尤其是要得到目标函数关于

决策向量的梯度更加困难. 但可以通过实验或模拟得到真实函数值的近似值, 这种情况下不能通过传统的优化方法如梯度法进行求解. H Robbins 和 S Monro[39] 提出了一种解方程的迭代方法, 该方法基于对目标函数的梯度直接的度量 (但通常含有噪声). 这种随机逼近方法首先被 J Kiefer 和 J Wofwitz[40] 和 J R Blum[41] 用在寻求函数的极值方面, 该方法使用目标函数的度量值 (可能含有噪声) 来逼近梯度. 然而, 这种算法并没有得到广泛的应用, 因为在每次迭代中需要 $2p$ 个目标函数值 (p 表示要优化问题的参数的个数), 这意味着寻求最优解的运行时间将随着 p 的增加急剧地增长. 为了克服这一缺点, J C Spall[42, 43] 提出了同步扰动随机逼近算法, 该算法基于高效的且容易实现的对梯度的 "同步扰动" 近似, 这种梯度近似在每次迭代中只使用两个目标函数值, 而与问题的维数无关. 因此, 同步扰动随机逼近算法在求解大维数问题时是非常高效的. 本质上, 同步扰动随机逼近算法是 "爬山法", 所以它是局部搜索算法. 很多研究人员验证并发展了同步扰动随机逼近算法. D C Chin[44] 通过比较同步扰动随机逼近算法、标准的有限差分随机逼近算法和随机方向的随机逼近算法得出同步扰动随机逼近算法是最好的结论. J L Maryak 和 D C Chin[45] 利用同步扰动随机逼近算法提出了一种全局优化算法. J L Maryak 和 D C Chin[46] 又从理论和实验方面表明了同步扰动随机逼近算法的全局收敛特性, 建立了关于同步扰动随机逼近算法全局收敛的两个定理. P Sadegh[47] 针对有约束的优化问题提出了同步扰动随机逼近算法的投影算法. I J Wang 和 J C Spall[48] 针对求解含有一般不等式约束的随机优化问题提出了基于罚函数和同步扰动梯度估计的随机逼近算法. M A Styblinski 和 T S Tang[49] 应用具有函数平滑的随机逼近算法寻找代价函数的全局最小值, 并且表明了这种算法比模拟退火算法更有效. D C Chin[50] 表明同步扰动随机逼近算法也能适用于全局优化问题, 并且仅需要非常少的函数估计值就能达到与 M A Styblinski 和 T S Tang[49] 的算法同样的精度. M C Fu 和 S D Hill[51] 使用模拟把同步扰动随机逼近算法用于离散事件系统的优化. 同时, 给出了对一些离散事件系统 (单服务器排队、排队网络、公交运输网络) 模拟的实验结果, 并且与基于有限差分和扰动分析的算法作了比较. L Gerencsér[52] 考虑了同步扰动随机逼近算法中的迭代估计序列和重新开始机制, 同时提出了高阶的同步扰动随机逼近算法. L Gerencsér 等[53] 提出了一种对离散函数进行优化的同步扰动随机逼近算法, 并将其应用到资源分配问题中. S D Hill 等[54] 也提出了一种对离散函数进行优化的同步扰动随机逼近算法, 并讨论了算法的收敛特性及相关的一些结果. J L Maryak[55] 提出了一种在随机逼近梯度算法中使用迭代平均的方法. 该方法能够改善算法的稳定性及减小均方差, 同时给出了如何及何时使用迭代平均的一些指导. P Sadegh 和 J C Spall[56] 给出了同步扰动随机逼近算法中 Monte Carlo 过程的最优分布, 目标是极小化估计值的均方差, 也考虑了极大化估计值限制在真实参数的有界的对称区域内的可能性. 这两种情况下的最优分布均

为 Bernoulli 分布. J C Spall[57] 设计了一种新的同步扰动随机逼近算法. 在算法的每次迭代中, 仅需要目标函数的一个度量值, 同时提出了用于确定哪类问题适合于使用该算法的理论. J C Spall[58] 基于函数值度量和逆 Hessian 阵, 提出了一种二阶同步扰动随机逼近算法. 在每次迭代中, 只需 5 个函数值度量而与问题的维数无关. 该算法能够更快地收敛到最优解. X Zhu 和 J C Spall[59] 提出了一种修正的二阶同步扰动随机逼近算法, 该算法能够减少由所有的病态 Hessian 阵引起的误差. 这一性能使算法求解具有病态 Hessian 阵的问题的效率得到了极大地提高. J C Spall[60] 给出了同步扰动随机逼近算法的步骤, 并对算法的参数选择提出了一些建议. J C Spall[61, 62] 提出了自适应随机逼近算法, 算法基于估计 Hessian 阵和主要参数的简单方法. 该算法既适用于不依赖于梯度的优化算法 (Kiefer-Wolfowitz), 也适用于基于梯度的算法 (Robbins-Monro). 另外, Spall[62] 还提出了一些关于算法实现的指导和渐近理论. J C Spall[63] 对有限差分随机逼近算法和同步扰动随机逼近算法进行了比较, 讨论了同步扰动随机逼近算法的一些应用, 给出了同步扰动随机逼近算法的步骤. J C Spall[64] 讨论了 Robbins-Monro 随机逼近算法、Kiefer-Wolfowitz 随机逼近算法和同步扰动随机逼近算法, 对这三种算法进行了比较, 同时介绍了模拟退火算法, 并对其进行了评价. Y He 等[65] 放松了同步扰动随机逼近算法对可微性的要求, 并且利用凸分析证明了算法的收敛性. J C Spall 和 J A Cristion[66, 67] 讨论了同步扰动随机逼近算法在神经网络中的应用问题. S Bhatnagar 和 S Kumar[68] 应用同步扰动随机逼近算法提出了一种求解 Markov 决策过程的算法.

遗传算法在全局搜索上性能较好, 但在收敛到局部极值点时是非常费时的, 尤其是在求解大规模问题时. 另一方面, 一个局部搜索算法能够更快地收敛到局部极值点, 但在搜索全局最优点时, 性能很差. 因此, 很多文献提出了结合局部搜索算法和遗传算法的混合求解方法. H Ishibuchi 和 T Murata[69] 提出了一个混合算法寻找多目标优化问题的一组非受控解. 其中, 把一个局部搜索方法应用到遗传操作产生的每一个解 (个体). 该算法使用多个目标的加权和作为适应度函数. 当选择双亲进行交叉和变异运算产生新的解时, 要用到该适应度函数. 一个局部搜索方法应用到新解极大化其适应度函数. 算法的一个特征是当选择双亲时, 随机指定权重的值. 也就是说, 每一次双亲的选择都是按照不同的权向量来执行的. 算法的另一个特征是在局部搜索过程中不检查当前解的所有邻域解, 只检查一小部分邻域解, 从而避免了花费掉几乎所有的可用的计算时间. J M Renders 和 S Flasse[70] 讨论了全局优化算法中精确度、可靠性和计算时间之间的平衡问题, 论述了在传统的方法 (拟牛顿法和单纯形法) 和遗传算法之间特别的折衷方法, 并且通过在非线性系统辨识中的应用对该方法进行了说明. 然后, 为了找到一个更好的折衷解, 结合遗传算法和 "爬山法" 设计了新的混合算法. 受生物学, 尤其是人类使自己适应环境的方式的启发, 这些混合方法包括两个互相交错的优化过程, 即进化 (遗传算法) 和个体

学习 (拟牛顿法), 这两个过程在全局优化过程中互相合作. 该方法同时拥有遗传算法的可靠性和拟牛顿法的精确性, 而计算时间仅比拟牛顿法稍微多一些. J T Tsai 等[71] 提出了一个混合的 Taguchi-遗传算法 (HTGA) 求解具有连续变量的全局数值优化问题. HTGA 结合遗传算法和 Taguchi 方法, 其中遗传算法具有强大的全局搜索能力, Taguchi 方法能够利用最优的后代. Taguchi 方法插入到一个 TGA 的交叉和变异操作之间, 然后 Taguchi 方法的系统推理能力被结合到交叉操作中选择更好的基因做交叉运算, 从而增强了遗传算法的能力. 因此, HTGA 方法更鲁棒, 收敛更快. HTGA 方法有效地应用到 15 个 benchmark 全局优化问题, 这些问题均具有 30 或 100 个变量, 并且有大量的局部极值点. 计算结果表明 HTGA 不仅能够找到最优解或接近最优解, 而且与最近的文献相比, 能够得到更好、更鲁棒的结果. 李秀娟和李乃成[72] 提出了随机梯度遗传算法求解单目标优化问题, 该算法对遗传算法中的每一步遗传操作产生的中间种群再利用同步扰动随机逼近算法进行局部搜索, 从而能够快速而有效地收敛到问题的全局最优解. 李秀娟[73] 将同步扰动随机逼近算法的局部优化方法和遗传算法的整体搜索策略结合起来, 提出了一种求解多目标优化问题的随机梯度遗传算法. 提供的数值例子表明随机梯度遗传算法不仅能够提高多目标遗传算法的收敛速度, 而且能够得到大量的分布较均匀的 Pareto 最优解.

目前, 国内外许多文献对商业银行贷款组合决策问题进行了研究. W Haan 等人[74] 研究了紧缩银根下银行贷款的投资组合行为, 发现真实的资产和消费贷款急剧下降, 而商业和工业贷款增加. K Rasmusse 和 J Clausen[75] 研究了丹麦抵押贷款体制的动态性, 提出了几种模型反映抵押人的选择和对待风险的态度. 模型是多阶段随机整数规划, 当阶段数超过 10 的时候, 利用一般的方法很难求解. 为此, 提出了一种得到接近的最优解的方法. 结果表明权威的丹麦抵押人应当持有更多样的抵押贷款组合, 而且要比当前的实际情况更频繁地平衡贷款组合. C Chang 等人[76] 使用期权方法构造了模型, 其中分析贷款担保是在多个借款人和一个担保人的框架下以及在一个借款人和多个担保人的框架下具有随机利率的情形下进行的. 通过仿真, 发现了借款人和担保人的重要参数是如何影响贷款担保人的价值和违约概率的. 结果表明, 这些相关的参数在确定贷款保证组合和联合贷款保证方面起着关键的作用. M Dietsch 和 J Petey[77] 提出了一种针对 SME 贷款的内部信用风险模型, 该模型可以计算小商业贷款的大组合的风险价值, 同时能够导出针对这种贷款的资金分配与贷款定价策略. 迟国泰等[78] 以贷款的收益率作为金融资产的收益, 以贷款收益率的波动为标准反映贷款风险, 在 VaR 约束下, 以拉格朗日乘子法为工具求二次规划, 建立了在既定组合收益范围内, 组合风险最小的贷款组合优化决策模型. 邓云胜等[79] 阐述了贷款组合信用风险 VaR 的蒙特卡罗仿真原理, 并基于 Matlab 语言进行了仿真实验. 郭战琴和周宗放[80] 在综合考虑商业银行的风险承

受能力以及在风险与回报均衡的基础上, 提出基于 VaR 约束的贷款组合多目标决策方法, 并引入几何方法求解该多目标优化问题. 迟国泰等[81] 以 0-1 规划为工具, 以 VaR 风险控制为约束条件, 建立了基于存量与增量全部组合风险最小的贷款优化决策模型. 许文等[82] 以银行各项资产组合收益最大化为目标函数, 以法律、法规和经营管理约束为条件, 运用逆向递推原理和线性规划方法, 建立了商业银行贷款组合动态优化模型. 宫丽红等[83] 针对贷款组合优化决策模型的求解问题, 对原有算法进行了改进. 该算法可在求解大规模组合优化问题的迭代过程中实现快速调整, 以兼顾解的质量和运行时间, 快速找到最优解. 马慧民和叶春明[84] 针对贷款组合优化决策模型的求解问题, 提出了用于求解该问题的二进制粒子群算法. 在传统的投资组合问题建模方法中, 回报率被刻画为随机变量, 然而分布函数因缺少统计数据很难确定. 因此, 按照专家的知识和判断把回报率刻画为模糊变量是合理的. 在可能性测度和必要性测度的基础上, B Liu 给出可信性测度的定义, 并提出了可信性理论[5, 6, 7, 20], 之后, 可信性理论被很好地应用到投资组合中. X Huang[85] 按照两类机会准则提出了两类基于可信性的投资组合模型. 依据一种机会准则, 目标是以一个给定的可信性水平极大化投资者的回报; 依据另一种机会准则, 目标是在某些约束下极大化获得一个指定的回报水平的可信性. 为了求解模型, X Huang[85] 集成模糊模拟和遗传算法设计了混合智能算法. X Huang[86] 通过使用可信性度量可信性水平针对模糊环境下资金预算问题提出了两类模型, 并且设计了基于模糊模拟的遗传算法求解模型. X Huang[87] 针对资金预算问题通过使用净现值 (NPV) 提出了两类机会约束规划模型, 并且设计了基于模糊模拟的遗传算法求解模型.

一个生产企业制定多产品集约生产计划 (APP) 的目的是通过确定在一个中长时期内的产量、转包数量、劳动力水平等满足市场需求来获得最大的利润或最小的费用. 自从 C Holt 等人[88] 提出 HMMS 规则以来, 许多研究人员开发了各种各样的模型和方法来解决 APP 决策问题. HMMS 模型是一个被广泛采用的用来解决 APP 决策问题的框架. 它的线性决策规则试图通过一系列的费用曲线指定一个最优的生产率和劳动力水平以极小化由正常支付、加班、雇佣、解雇及库存组成的总费用. G Bergstrom 和 B Smith[89] 把 HMMS 方法推广成一个多产品的公式, W Hausman 和 J Mcclain[90] 把这个公式进一步扩展成了随机规划模型以解决产品需求包含随机性的问题. G Bitran 和 H Yanassee[91] 考虑了在随机需求下确定几个时期内生产计划的问题. 此后, 许多文献对 APP 进行了进一步的研究工作[92−99]. G Saad[100] 对其进行了总结, 并把这些模型和方法分为六大类. 这些模型的目标函数及参数均是确定型的 (清晰数), 然而在实际的 APP 问题中, 输入数据及相关的参数经常是不精确的或模糊的, 如市场需求量、可得到的资源的数量及运行费用. 显然, 传统的方法不能解决此类产品集约生产计划问题. H J Zimmermann[101] 于 1976 年首次把模糊集理论引入传统的数学规划问题. 他考虑了含有模糊目标和约

束的线性规划问题. H J Zimmermann[102] 还于 1978 提出了具有多个目标的模糊规划模型及其求解方法. R E Bellman 和 L A Zadeh[103] 提出了关于集约生产计划问题的模糊决策方法, 随后的一些研究证实了与此类问题等价的单目标线性规划问题的存在性. 后来, 许多研究人员提出了多种模糊数学规划方法用以解决 APP 问题[104–108]. R Fung 等[104] 应用集成的参数规划法、最佳平衡法和交互式方法提出了一种模糊多产品集约计划模型 (FMAPP) 以符合在不同的决策偏好下不同的决策需要. J Tang 等[106] 讨论了具有一般可能性资源的线性规划问题和具有一般可能性目标参数的线性规划问题. 通过引入最大最可能点、最小最可能点、最乐观点、最可能决策等概念, 提出了一种形成可能性约束的方法, 给出了求解满意解的方法, 并将文中的方法应用到求解复杂工业决策问题中. D Wang 和 S Fang[109] 提出了一种基于遗传的非精确方法模仿人的产品生产决策过程, 这种方法通过采用变异操作沿着一个加权的梯度方向移动, 从而在一个可接受的水平内找到一簇非精确解. 然后, 决策者可以使用人机交互, 通过检查这些解的凸组合, 最终选择一个偏好解. R Wang 和 H Fang[110] 还提出了模糊环境下多目标产品集约生产计划模型, 同时设计了交互式求解过程来得到问题的折衷解. R Wang 和 T Liang[111] 设计了一种在模糊环境下求解多产品集约生产计划模型的模糊多目标线性规划模型, 此模型使用了分段线性隶属函数. 这类模型能够产生高效的妥协解和获得决策者较高的满意水平. J J Buckley[112] 于 1988 年提出了一种数学规划模型, 其中所有的参数可以是模糊变量, 这些模糊变量由其可能性分布确定. 而且, Buckley 使用可能性线性规划 (PLP) 方法说明了这类问题. J J Buckley[113] 还描述了一个求解不含有等式约束的标准 PLP 问题的过程. Y J Lai 和 C L Hwang[114] 开发了一个辅助的多目标线性规划模型 (MOLP) 用以求解含有模糊目标及约束系数的 PLP 问题. J Tang 等[106] 设计了两类具有一般可能性分布的可能性线性规划模型, 即具有一般可能性资源的 LP 问题 (GRPLP) 和具有一般可能性目标函数系数的 LP 问题 (GOPLP). H M Hsu 和 W P Wang[115] 把 Lai 和 Hwang 的 PLP 方法应用到一个组装—订购环境下的产品计划决策问题. 董颖等[116] 应用机会约束规划构造了生产满足需求的可能性水平函数, 建立了具有模糊需求量的集约生产计划问题的机会约束规划模型, 并提出了模型的求解方法. 董颖等[117] 建立了最小费用和最小满意水平最大化之间平衡的目的规划模型, 并提出了求解模型的交互式多准则方法. 唐加福等[10] 通过对模糊需求量和模糊等式的描述, 提出了模糊需求环境下生产—库存平衡方程的两种等价的描述方法, 建立了具有模糊需求量和模糊能力约束的集约生产计划模型, 并给出了求解模型的参数规划方法. 唐加福等[118] 建立了具有模糊需求量和模糊能力约束的集约生产计划问题的最佳平衡模型、交互式集约计划模型, 并给出了交互式求解方法. 谭小卫等[119] 针对多层生产计划集成问题, 基于 JIT 思想, 提出了一种新的优化目标函数, 建立了批量规划和作业排序的集成模型, 并利用遗传算法

对模型进行求解. R Wang 和 T Liang[108] 还提出了一个交互的可能性线性规划方法来求解具有模糊需求、相关的运行费用和能力的 APP 问题. 此方法采用同时极小化不精确总费用的最可能的值、极大化得到较低总费用的可能性、极小化得到较高总费用的风险的策略. 因此, 该方法能够产生高效的 APP 折衷解和决策者对确定的目标值的总的满意度. W Yan 等[120] 针对具有模糊单位利润、模糊能力和模糊需求的模糊生产计划问题, 基于可信性测度形成了模糊规划模型, 并且开发了基于模糊模拟的遗传算法求解该模型.

然而, 在实际的 APP 决策问题中, 随机性和模糊性往往是共存的. 例如, 由于缺乏历史数据, 对某种产品的需求量可以按照专家的经验刻画为模糊变量. 但是需求量可能也会受到其他随机因素的影响, 如气候、其他同行业公司的竞争、国家政策等. 在这种情况下, 把需求刻画为模糊随机变量是合适的. 然而, 目前关于集约生产计划问题的文献几乎没有考虑到在模糊随机环境下集约生产计划的模型及其求解问题.

第 2 章　基 础 知 识

2.1　不确定理论

2.1.1　随机变量

概率论是一门研究随机现象数量规律的数学分支, 其研究始于 17 世纪巴斯卡与费尔马就机会博弈中的一些问题的讨论, 发展历史比较悠久. 整个 18 世纪和 19 世纪, 极限定理的研究成了概率论的中心课题. 但概率论严格的数学基础的建立却是在 20 世纪 30 年代. 概率论基础的建立, 使得概率的理论研究不断深入, 概率论的思想渗入各个学科成为近代科学发展的明显的特征之一. 如今概率论已经广泛地应用到工程、管理、军事、航空航天等众多领域[121]. 下面主要介绍概率论的基本概念和结论. 这些概念和结论均可以在有关概率论方面的书籍中查到, 如王梓坤[122]、钟开莱[123, 124].

定义 2.1　设 Ω 是非空集合, $\mathcal{A}$ 是由 Ω 的一些子集构成的 σ 代数, 而 Pr 为概率测度, 则三元组 $(\Omega, \mathcal{A}, \mathrm{Pr})$ 称为概率空间.

定义 2.2　设 ξ 为样本空间 Ω 到实数域 $\mathcal{R}$ 的函数, 若对于每个 Borel 集 $B \subset \mathcal{R}$, 有

$$\{\omega \in \Omega \mid \xi(\omega) \in B\} \in \mathcal{A},$$

则称 ξ 为概率空间 $(\Omega, \mathcal{A}, \mathrm{Pr})$ 上的一个随机变量.

定义 2.3　设 $\boldsymbol{\xi}$ 为样本空间 Ω 到 $\mathcal{R}^n$ 的函数, 若对于每个 Borel 集 $B \in \mathcal{R}^n$, 有

$$\{\omega \in \Omega \mid \boldsymbol{\xi}(\omega) \in B\} \in \mathcal{A},$$

则称 $\boldsymbol{\xi}$ 为概率空间 $(\Omega, \mathcal{A}, \mathrm{Pr})$ 上的 n 维随机向量.

向量 $(\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_n)$ 为随机向量的充要条件是 $\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_n$ 为随机变量.

定义 2.4　设 $f : \mathcal{R}^n \to \mathcal{R}$ 为一 Borel 可测函数, 且 ξ_i 为定义在概率空间 $(\Omega_i, \mathcal{A}_i, \mathrm{Pr}_i)$ 的随机变量, $i = 1, 2, \cdots, n$, 则称 $\xi = f(\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_n)$ 为乘积概率空间 $(\Omega, \mathcal{A}, \mathrm{Pr})$ 上随机变量, 且

$$\xi(\omega_1, \omega_2, \cdots, \omega_n) = f(\xi_1(\omega_1), \xi_2(\omega_2), \cdots, \xi_n(\omega_n)),$$

其中 $(\omega_1, \omega_2, \cdots, \omega_n) \in \Omega$.