

## 基于数据的决策方法综述

王红卫<sup>1</sup> 祁超<sup>1</sup> 魏永长<sup>1</sup> 李彬<sup>1</sup> 朱松<sup>1</sup>

**摘要** 现代的决策问题与传统环境相比具有两个特点, 首先是系统自动化水平的提高带来的大量原始数据, 另外则是由于现实决策问题的复杂性和不确定性导致的机理模型无法准确建立. 面对这样的特点, 传统的基于机理模型的决策方法无法得到有效应用, 于是, 大量的研究工作围绕基于数据的决策方法展开. 本文根据决策问题的性质从三个方面综述了当前被普遍关注和应用的基于数据的决策方法: 分类方法、决策分析方法和优化方法, 针对各种具体方法, 总结了该方法的特征、发展过程以及前景.

**关键词** 基于数据, 决策, 分类, 决策分析, 优化  
**中图分类号** TP273

### Review on Data-based Decision Making Methodologies

WANG Hong-Wei<sup>1</sup> QI Chao<sup>1</sup> WEI Yong-Chang<sup>1</sup> LI Bin<sup>1</sup> ZHU Song<sup>1</sup>

**Abstract** There are two distinguishing characteristics for modern decision making problems in comparison with the traditional situation: one is the availability of large amount of original data emerging with the development of system automation technology; the other is the complexity and uncertainty underlying the real-life decision problems, which make it infeasible to establish precise models. Traditional model-based decision making methodologies are inefficient under this circumstance. Therefore, a number of research works have been conducted on data-based decision making methodologies. This paper reviews the prevalent data-based decision making methodologies from three aspects based on the characteristics of the considered decision problems: classification methodology, decision analysis methodology, and optimization methodology. The characteristics, development history, and perspective are summarized for each specific methodology.

**Key words** Data-based, decision making, classification, decision analysis, optimization

1978 年度诺贝尔奖金获得者 Simon 教授指出“管理就是决策”, 我国著名经济学家于光远先生认为“决策就是做决定”. 虽然决策问题和方法自古有之, 然而, 直到 20 世纪人类自然科学取得了辉煌成就, 决策理论和方法才开始形成了一门真正意义上的学科. 可以说, 近现代的决策理论和方法是随着科学技术的进步和社会生产规模的不断扩大而逐渐发展起来的. 1903 年到 1930 年间, 美国人 Taylor、Gilbrech 夫妇和 Gantt 等首先提出了科学管理, 迈出了决策过程和程序的程序化与规范化的重要一步. 在随后的一段时间里, 人们不断追求决策的数学化和模型化, 在 20 世纪 60 年代形成了一股热潮. 到了 70 年代, 人们逐渐发现, 并非所有的决策问题都可以用准确的数学模型表达和求解, 连 Ackoff 这样的对运筹学做出了重大贡献的大师也在 1973 年的美国运筹学与系统工程学全国会议上指出

了这一点.

随着计算机管理信息系统的飞速发展和广泛应用, 社会经济和企业生产经营的规模和自动化水平不断提高, 随之而来的是系统运作产生的大量原始数据, 这些数据都是系统活动的真实记录, 虽然计算机硬件技术的发展使这类数据可以被大量收集和存储, 但在相应的决策过程中却往往缺乏对数据的有效统计、分析及评估, 无法将这些数据转换成决策部门和企业有用的信息, 为决策提供参考和支持. 另一方面, 由于大量的现实决策问题复杂且存在不确定性, 往往无法利用传统方法建立准确的机理模型, 而只能根据已知数据进行分析并决策. 因此, 数据的分析和利用在决策理论和方法的研究中引起了学术界的广泛关注. 为了与传统的基于机理模型的决策方法相区别, 我们将基于离线、在线数据的决策方法统称为基于数据的决策方法.

本文综述了当前被普遍关注和应用的基于数据的决策方法, 这些方法主要解决了三个方面的决策问题:

1) 分类问题: 故障诊断、模式识别都是典型的分类问题. 针对这类问题, 传统的方法是通过实验设计所得到的先验信息和样本数据进行分类. 但如今,

收稿日期 2009-02-13 收修改稿日期 2009-03-20  
Received February 13, 2009; in revised form March 20, 2009  
国家自然科学基金 (60674085) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (60674085)  
<sup>1</sup> 华中科技大学控制科学与工程系 武汉 430074  
<sup>1</sup> Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074  
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.00820

分类方法需要能够有效地处理实时的涌现性的数据, 决策者无法控制这些数据的产生. 本文讨论的基于数据的分类方法包括决策树、支持向量机、小波分析、聚类分析和神经网络.

2) 决策分析问题: 决策分析是人们为了达到某个目标, 从一些可能的方案(途径)中进行选择的分析过程, 基于数据的决策分析方法需要根据已知数据对影响决策的因素作逻辑判断与权衡, 并考虑风险或不确定性. 本文讨论的基于数据的决策分析方法包括统计学方法、基于推理的决策分析方法(包括证据推理和模糊推理)、数据包络分析方法、时间序列方法和基于神经网络的方法.

3) 优化问题: 确定性的优化问题不在本文讨论的范围内. 对于不确定性的优化问题, 传统的随机规划方法是在假设随机变量概率分布已知的情况下, 对问题进行建模和求解. 但现实问题并非如此理想. 一种现实情况是, 不确定性无法用概率分布表示, 另一种情况是由于问题的复杂性和不确定性导致机理模型无法准确建立, 因此需要基于数据的优化方法对这类问题进行分析. 本文讨论的基于数据的优化方法包括鲁棒优化、模糊规划、神经元动态规划和基于神经网络的优化方法.

## 1 基于数据的分类方法

现实生活中存在大量的分类问题, 如机械故障诊断、医学诊断、语音识别、人脸识别、信用评估、文本分类、网络入侵检测、图像识别等. 从算法的角度去看, 如何处理大量的非线性数据, 如何提高分类算法的泛化能力, 及如何对各类不同数据设计有效分类方法等问题亟待解决. 从应用角度来看, 目前, 我们面临的观测数据与传统意义上的数据集合并不一样. 过去, 数据一般是通过精心设计的试验, 再仔细筛选, 这些数据往往在统计上满足一定的条件, 而现在, 我们获得的数据是涌现性的, 如网络数据、生物数据和经济金融数据, 人们不能有效地控制这些数据的产生. 于是, 如何有效利用数据成为研究的关键所在. 用于分类的方法既有传统方法, 包括通过先验信息和样本数据来获得对未知样本进行估计的贝叶斯方法, 也包括决策树、支持向量机、小波分析、聚类分析、神经网络、粗糙分类、模糊分类等现代方法, 这些方法在数据挖掘、模式识别等领域得到了广泛的应用.

### 1.1 决策树

决策树最初的研究是在决策理论与统计领域, 然而人们却发现了它在数据挖掘、机器学习等学科非常有用. 决策树不仅能对数据进行分类, 同时也指出了分类的依据. 由于样本数据的复杂性, 构造决

策树是这一方法的核心问题, 也是 NP 难问题. 早期的决策树构建算法有 ID3 算法<sup>[1]</sup>, 但该算法不能处理连续属性, 且没有解决过学习问题. 随后针对测试属性以及阈值等问题, 出现了 C4.5<sup>[2]</sup>、EC4.5<sup>[3]</sup> 等算法. 这些算法的一个共同缺点是不能处理大规模的数据. 文献 [4-6] 针对这一问题提出了各自的方法. IBM 研究人员也提出了一种快速、可伸缩、适合处理较大规模数据的决策树分类算法<sup>[7]</sup>. 人们通常希望决策树能像神经网络一样具备强大的学习功能, 随着新的样本数据的加入, 决策树也应当相应地更新, 为此, 提出了增量决策树的概念以及相应的算法<sup>[8-9]</sup>. 此外, 不同的算法产生的决策树其性能指标也必将是不同的. 训练误差是最直接的性能指标, 树的简单性、鲁棒性、可解释性也是很重要的性能指标. 最佳性能指标是引起广大学者争议的问题, 但是对各种性能指标的综合却缺乏应有的关注. 从应用领域来看, 决策树主要集中于遥感<sup>[10]</sup>、模式识别<sup>[11-13]</sup>、医疗诊断<sup>[14-15]</sup> 等应用领域.

目前, 决策树的主要研究方向有以下几点: 1) 决策树与神经网络技术、模糊集合以及进化算法的结合; 2) 寻找新的构造决策树的方法以及更好的简化决策树的方法; 3) 研究产生决策树的训练和检验数据的大小特性与决策树之间的关系; 4) 决策树的相关复杂性度量, 以及处理时间复杂性和分类准确性的矛盾的问题; 5) 决策树的软件技术实现.

### 1.2 支持向量机

支持向量机 (Support vector machine, SVM) 是一种基于统计学习理论的预测分类方法. Vapnik 早在 60 年代就开始了统计学习理论的研究<sup>[16]</sup>. 1971 年提出了 SVM 的一个重要理论基础 VC 维理论<sup>[17]</sup>. 以此为基础, 后续的研究工作中又进一步提出了结构风险最小原理、最优边界分类器<sup>[18]</sup>, 讨论了非线性最优边界的分类问题<sup>[19]</sup>, 完整地提出了 SVM 的分类<sup>[20]</sup>, 详细介绍了基于 SVM 的回归算法和信号处理方法<sup>[21]</sup>. 支持向量机通过结构风险最小原理解决了过学习问题. 对于线性不可分的样本, 通过引入核技术, 将实际问题通过非线性变换转换到高维特征空间, 并在高维特征空间中构造线性判别函数来实现输入空间中的非线性判别函数, 同时巧妙地解决了维数问题. 由于 SVM 坚实的理论基础, 良好的泛化性能, 并可以有效解决非线性和维数灾难等难题, 使得 SVM 在字符识别<sup>[22]</sup>、时间序列分析<sup>[23-27]</sup>、图像处理 and 计算机视觉<sup>[28-32]</sup>、控制系统<sup>[33-35]</sup> 以及其他方面<sup>[36-39]</sup> 得到了广泛的应用.

从未来的研究发展来看, 支持向量机仍然面临以下几个问题: 1) 参数和阈值的选择与计算; 2) 现有的核函数一般是针对具体的分类问题, 需要构造

更加有效、更加适应样本的核函数; 3) 求解支持向量机所提出的二次规划问题, 对于大数据量的模式分类或回归逼近问题缺乏快速有效的算法。

### 1.3 小波分析

小波变换是时间(空间)频率的局部化分析, 它通过伸缩平移运算对信号(函数)逐步进行多尺度细化, 最终达到高频处时间细分, 低频处频率细分, 能自动适应时频信号分析的要求, 从而可聚焦到信号的任意细节, 解决了傅里叶变换的困难问题, 成为继傅里叶变换以来在科学方法上的重大突破, 被称为“数学显微镜”。小波分析是建立在小波变换基础上的分析学, 特别适用于非稳定信号的问题。

1984年法国地球物理学家 Morlet 在分析地震数据时提出小波变换。随后, 他与 Grossmann 共同进行研究, 发展了连续小波变换的几何体系, 由此能将任意一个信号分解成对空间和尺度的贡献。到 1988 年, Daubechies 将小波分析的理论发展与实际应用推向了一个高潮。

目前, 小波变换作为一种数学理论和方法在科学技术界引起了越来越多的关注和重视。基于小波变换的小波分析技术是泛函分析、调和分析、数值分析等半个多世纪以来发展最完美的结晶。在工程应用领域, 特别是在信号处理、图像处理、模式识别、语音识别、量子物理、地震勘测、流体力学、电磁场、CT 成像、机器视觉、机械故障诊断与监控、分形、数值计算等领域, 被认为是近年来在工具及方法上的重大突破。另外, 小波分析还被成功应用于金融领域<sup>[40]</sup>、水文水资源学科、大量数据的滤波处理和综合分析<sup>[41]</sup>以及离散小波变换(主要是 Haar 离散小波变换)在管理决策支持方面的应用<sup>[42]</sup>。

### 1.4 聚类分析

聚类分析是研究分类问题的一种统计分析方法。在聚类分析中一般事先并不知道或无需明确应该分成几类, 完全根据数据来确定, 适用于对事物类别的面貌尚不清楚, 甚至在事前连总共有几类都不能确定的情况下进行分类的情况。聚类分析实质上是寻找一种能客观反映元素之间亲疏关系的统计量, 然后根据这种统计量把元素分成若干类。但是聚类方法有两个显著的局限: 首先, 要聚类结果明确就需分离度很好的数据, 第二个局限则由线性相关产生。

Tryon 于 1939 年提出聚类分析方法, 作为分类和排序数据工具。Sneath 和 Sokal 于 1973 年建立了分类数据的关系, 使任何可衡量的参数可量化, 成为一种探索数据分析的工具。聚类分析中的经典算法有基于误差平方和准则的 K-均值算法<sup>[43]</sup>, 该算法简单且容易理解, 计算方便, 速度快, 并能有效处理大型数据库。但 K-均值算法初始值对聚类结果影

响较大, 容易陷入局部最优, 依赖经验判断最优类的个数以及对“噪音”和孤立点数据比较敏感, 这些缺陷大大限制了它的应用范围和效果。2001 年文献<sup>[44]</sup>提出了支持向量聚类分析算法。如今采用 K-均值、K-中心点等算法的聚类分析工具已被加入到许多著名的统计分析软件包中, 如 SPSS、SAS 等。

聚类分析是数据挖掘的主要任务之一。就数据挖掘功能而言, 聚类能够作为一个独立的工具获得数据的分布状况, 观察每一簇数据的特征, 集中对特定的聚簇集合作进一步地分析, 还可以作为其他数据挖掘任务(如分类、关联规则)的预处理步骤。近年来, 聚类分析方法在各个领域得到广泛的应用, 包括: 工程应用<sup>[45]</sup>、监测<sup>[46]</sup>、化学分析<sup>[47]</sup>、市场营销<sup>[48]</sup>等。

### 1.5 神经网络

神经网络是一种由大量简单节点耦合, 能处理大量数据的并行计算以及知识表达的一种结构, 可以用来发现大量数据的模式及关系, 在分类问题上有广泛的研究与应用。相比传统的计算方法, 神经网络有着几个显著的优点: 首先, 神经网络是一种基于数据的自适应方法, 在没有任何外在函数表达的情形下能根据数据不断地调整自身; 其次, 神经网络使用大量的函数逼近方法使得神经网络能以任意的精度逼近任意函数<sup>[49]</sup>, 能精确地识别分类与属性之间的关系; 另外, 由于神经网络是一种非线性模型, 使得它在建模现实问题上有着极强的灵活性。

最受欢迎的分类神经网络是在逆向传递算法监督下的多层感知器(Multi-layer perceptron, MLP)<sup>[50]</sup>, 其最主要的优点是能找到非线性的划分边界, 但是 MLP 的敏感性却受网络规模的限制。如何设计 MLP 的拓扑结构是一个复杂而又关键的任务, 这些算法可以分为两类: 构建算法<sup>[51]</sup>和剪枝算法<sup>[52]</sup>。径向基函数(Radial basis function, RBF)神经网络则是一种特殊的多层感知器, 这种神经网络有两个很重要的优点: 使用局部逼近算法来建立输入与输出之间的映射, 学习算法只需要少量的算法。其他的一些很流行的分类神经网络包括: Kohonen 自组织神经网络<sup>[53]</sup>, 自适应共振理论(Adaptive resonance theory, ART)神经网络<sup>[54]</sup>, Hopfield 网络<sup>[55]</sup>等。

从解决实际的分类问题来看, 神经网络广泛用于破产预测<sup>[56]</sup>、故障诊断<sup>[57]</sup>、医疗诊断<sup>[58]</sup>、遥感<sup>[59]</sup>等方面。尽管如此, 一些根本问题依然存在, 包括模式特征的选取, 分类器模型的复杂性等。

### 1.6 模糊分类

现实问题中的大部分知识不是精确的而是模糊的, 基于这一认识, Zadeh 于 1965 年提出了模糊集

合的概念和理论, 用来处理模糊不清、不严密和不明的问题, 利用输入空间的模糊子集合或模糊规则来描述复杂或不确定的系统, 用隶属度来表示元素属于集合的程度, 改变了传统数学二值逻辑的明确集合表示. 模糊分类是模糊集合理论的一个重要应用<sup>[60-61]</sup>.

在模糊分类系统中, 最重要的工作在于针对一个具体的分类问题找到模糊分类规则. 模糊分类模型通常是从数字化的数据中产生规则. 相关工作主要包括模糊规则的选择<sup>[62]</sup>, 特征集的选择<sup>[63-65]</sup>, 特征空间划分方式的选择<sup>[66-67]</sup>, 模糊分类识别率的提高<sup>[68-71]</sup>, 隶属函数的选择<sup>[72-75]</sup>. 在模糊规则的自动处理的研究方面, 分别基于神经网络<sup>[76-77]</sup>、遗传算法<sup>[78]</sup>和聚类<sup>[79]</sup>开发了一些系统.

### 1.7 粗糙集分类

1982年 Pawlak<sup>[80]</sup>提出了一种处理含糊和不精确性问题的数学工具, 称为粗糙集理论, 主要用于解决分类问题<sup>[81]</sup>. 其主要特点是不需要任何预先预备的或额外的相关数据信息, 如统计学中的概率分布、模糊集理论中的隶属度或隶属函数, 而是直接从给定问题的描述信息出发, 根据不同的观察点把实例集划分为等价类来确定给定问题的近似域, 从而发现问题的本质特征和内在规律<sup>[82]</sup>. 粗糙集理论的最新应用包括: 模式识别<sup>[83]</sup>、故障诊断<sup>[84]</sup>、数据挖掘、股票数据分析<sup>[85]</sup>、医疗诊断、图像处理、地震预报、决策分析、预测建模等.

粗糙集理论仍是一门年轻的学科, 今后的研究热点主要包括以下几个方面: 大数据集问题、缺失值处理方法、高效的简约算法、多方法融合以及连续数据的离散化.

尽管以上这些方法有着不同的理论基础, 但是都能很好地解决分类问题. 神经网络以任意精度逼近非线性函数, 同时也具有良好的学习功能, 比较适合并行计算, 但是相对来说分类速度缓慢, 同时缺乏严密的理论体系做指导, 且容易出现过学习和陷入局部最优, 其应用效果也依赖于使用者的经验; 决策树按照顺序处理问题, 相比而言速度快, 具有良好的解释性能, 有利于决策规则的提取; 支持向量机一个最大的优点是减少分类器的真实预测风险, 避免了过学习, 也解决了维数灾难问题. 目前, 还需要进一步从理论与应用去完善的分类问题包括以下几点: 1) 以往的研究往往是单独地对一种分类器进行研究, 或者是在解决应用问题时进行比较, 很少考虑综合各种分类器的优点来解决问题或者提高优化效率; 2) 样本的不均衡性与代价的敏感性, 在分类问题中, 可能分类的结果偏向于大样本, 而造成很大的实际损失; 3) 多分类问题与有序分类, 两分类问题已经

很好地解决了, 而对类别数目比较多的分类问题, 依然缺乏有效的解决方法. 有序分类是一种特殊的多分类问题, 而目前机器学习领域大部分的分类算法都假定分类变量是无序的.

## 2 基于数据的决策分析方法

在现实工业生产、工程实践和科学实验过程中, 都会产生大量的生产、设备和工程数据, 而这些数据很多情况下都存在不确定性和部分未知性. 为了处理这些各种类型的不确定性信息, 辅助决策者进行决策分析, 学术界提出了诸多理论和技术, 包括统计学方法、推理方法、数据包络分析方法、时间序列方法和基于神经网络的决策分析方法等.

### 2.1 统计学方法

大约三百年前, 人们就开始严肃考虑当存在不确定性时如何进行推理, 英国学者贝叶斯于 1763 年在其论文“An Essay Towards Solving a Problem in the Doctrine of Chances”中对这一问题进行了探讨, 提出了贝叶斯分析方法. 进入 20 世纪 50 年代以来, 在 Jeffry、Wald、Savage、Raiffa 和 Schlaiferr、Lindly 及 DeFinetti 等的推动下, 贝叶斯理论得到充分发展. 贝叶斯分析的基本方法是将状态变量称为随机变量, 用先验状态分布表示状态变量的概率分布, 用期望值准则计算方案的满意程度. 但是在实际生活中, 先验概率分布往往与实际情况存在误差, 为了提高决策质量, 需要收集有关随机变量的补充信息, 对先验分布进行修正, 然后用后验状态分布来决策, 这就是贝叶斯决策.

贝叶斯网络是贝叶斯方法与图形理论的有机结合, 又称为信念网络、概率网络或因果网络<sup>[86-87]</sup>, 是一种用图的形式表达的一组变量间联合概率分布函数的模型. 它包括了一个结构模型和与之相关的一组条件概率分布函数. 1986 年 Pearl 首次在专家系统中引进了贝叶斯网, 并于 1988 年明确指出影响图中没有决策节点和结果节点就是贝叶斯网, 指出贝叶斯网或许是概率推理中最普及的模型. 1989 年 Andreassen 使用贝叶斯网建造了专家系统 MUNIN. Shafer 在 1990 年指出贝叶斯网目前已经成为公认的表示概率知识的系统. 贝叶斯网方法由于其理论上的严格性和一致性, 以及有效的局部计算机制和直观的图形化知识表达, 很快就成为人工智能领域进行不确定推理和建模的有效工具.

贝叶斯网络的发展主要经历了三个阶段: 第一阶段是在 90 年代之前, 建立贝叶斯网络基础理论体系和不确定性推理的研究, 根据专家知识学习贝叶斯网络的构建; 第二阶段是在 90 年代, 研究如何根据数据和专家知识建立贝叶斯网络, 相继出现了

许多经典的贝叶斯网络学习算法; 第三阶段是在 20 世纪末至今, 主要研究贝叶斯网络的应用, 来解决实际问题. 利用贝叶斯网络对于事件或者属性间的带有不确定性的相互关系进行建模和推理在医学诊断、自然语言理解、故障诊断、启发式搜索、图像解释、目标识别以及不确定推理和预测等方面产生了很多成功的应用, 这些应用大致可以分为建立系统模型以辅助决策、实现特征融合以及进行分类的数据分析三大类. 贝叶斯网络在医学、经济、网络等领域将有巨大的研究和应用前景. 具体的应用研究包括医疗诊断<sup>[88]</sup>、软件工程<sup>[89-90]</sup>、模拟军事对抗和预测<sup>[91]</sup>、人类学习中的问题解决研究<sup>[92]</sup>、字符识别<sup>[93]</sup>、人脸识别<sup>[94]</sup>、制造过程诊断控制<sup>[95]</sup>、DNA 分析<sup>[96-97]</sup>、系统可靠性分析<sup>[98]</sup>、进化计算的优化<sup>[99]</sup>、工业废水处理<sup>[100]</sup>.

## 2.2 基于推理的决策分析方法

图 1 给出了证据理论与模糊理论等基于规则的推理模型框架, 其中离在线仿真数据和专家知识用来构造规则库. 在某些情况下, 运作或实验模型比较稳定, 这时规则库的建立不必随着实时采样数据做出更新, 可以建立离线系统. 当运作或实验系统的未知机理模型因客观条件或人的干预而不断改变时, 仿真控制模型的规则库也要随之做出实时更新. 为了提高规则库识别潜在系统模型或拟合未知函数的性能, 在某些训练算法框架下, 通过离在线数据以及专家知识对规则库进行训练和学习.

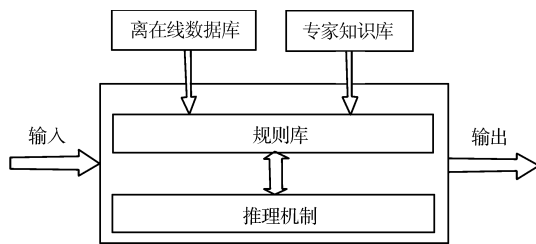


Fig. 1 Framework of rule-based reasoning models

### 2.2.1 证据理论

在过去的二十多年中, 大量的研究提出了各种处理不确定信息下的多属性决策分析问题, 其中最具代表性的是证据理论. 证据理论首先由 Dempster 和 Shafer 提出, 因此也被称作 Dempster-Shafer (DS) 理论. 在此之后, 很多技术将 DS 理论进行完善和发展, 其中之一就是证据合成 (Evidential reasoning, ER) 算法. ER 算法是在置信评价框架和 DS 理论的基础上发展起来的<sup>[101-104]</sup>. ER 算法被成功应用于: 机动车评价分析<sup>[101]</sup>、货船设计<sup>[105]</sup>、海军系统安全分析与综合<sup>[106-107]</sup>、软件系统安全性能分析<sup>[108-109]</sup>、改造轮渡设计<sup>[110]</sup>、行政车辆评

估<sup>[111]</sup>, 以及组织自评价<sup>[112]</sup>.

为了处理存在各类不确定信息的决策与控制问题, 文献 [113-114] 提出了基于 ER 算法与规则库系统的 RIMER 模型, 用于提高传统 IF-THEN 规则库系统的性能, 辨识不确定信息下系统的连续或离散关系. RIMER 已被用于近海港口安全分析<sup>[115-116]</sup>和管道漏油检测分析<sup>[117]</sup>.

证据理论的最新发展和应用的方向有: 基于规则的证据推理模型<sup>[113-114]</sup>及其规则库的离线<sup>[116]</sup>和在线更新决策模型, 证据理论与支持向量机的结合, 证据理论与粗糙集理论的结合, 证据理论与模糊集理论的结合, 证据理论与神经网络的结合<sup>[118]</sup>, 基于数据的 Markovian 与 Dirichlet 混合方法实现对证据理论质函数的赋值<sup>[119]</sup>.

### 2.2.2 模糊理论

Zadeh 认为现实世界中的很多信息集合并没有明确的边界, 他于 20 世纪 70 年代提出了模糊集理论和模糊逻辑, 被认为是经典数学集合理论的延伸. 和证据理论类似, 模糊集和模糊逻辑也可以被用来作为函数逼近和静态系统的辨识工具. 文献 [120-121] 提出两种经典的模糊推理模型, 并在文献 [122-123] 进行了有益的完善和修改.

模糊推理系统在本质上被定义为从一组输入向量到一组输出向量的非线性映射. 其推理机理部件包括: 输入/输出隶属度函数、模糊逻辑算子、模糊规则、输出模糊集聚合, 以及去模糊化. 含有多输入-多输出的模糊逻辑系统可以被看作是多个独立的多输入-单输出系统的联合<sup>[124]</sup>.

模糊控制是模糊逻辑最著名的应用之一. 上世纪 80 年代初, 模糊控制被成功应用到水泥窑的控制<sup>[125]</sup>, 随后, 在工程、商业、医疗以及自然科学等各个领域均得到广泛应用. 文献 [126] 总结了模糊集理论在生产管理研究中的应用.

模糊理论的最新发展和应用方向有: 模糊控制系统的设计和稳定性分析<sup>[127-128]</sup>, 基于模糊熵的专家系统的模式识别和图像处理<sup>[129]</sup>, 基于数据的模糊决策树的预测模型<sup>[130]</sup>, 基于模糊案例的推理<sup>[131]</sup>, 模糊数据包络分析<sup>[132]</sup>, 模糊层级分析法<sup>[133]</sup>, 模糊优化问题<sup>[134]</sup>, 模糊博弈<sup>[135]</sup>, 模糊神经网络及其稳定性<sup>[136]</sup>, 模糊粗糙集理论及其对过程数据的表示和处理<sup>[137-138]</sup>, 模糊支持向量机分类方法<sup>[139]</sup>.

### 2.3 数据包络分析法

在生产活动和社会活动中常常会遇到这样的问题: 经过一段时间之后, 需要根据输入和输出数据来评价决策单元的优劣, 即所谓评价部门 (或单位) 间的相对有效性.

Charnes 等于 1978 年首先提出了数据包络分

析(Data envelopment analysis, DEA)的方法,去评价部门间的相对有效性,其模型被命名为CCR模型,是用来研究具有多个输入多个输出的“生产部门”同时为“规模有效”与“技术有效”的有效方法.随后,产生了BCC模型<sup>[140]</sup>、CCGSS模型<sup>[141]</sup>,用来研究生产部门间的“技术有效”性.文献[142]介绍了一个包括排列数据的改进的DEA结构,文献[143]研究了DEA的交叉效率问题,文献[144]提出了范围调整估计(Range adjusted measure, RAM),文献[145]讨论了DEA的自由处理模型的可行性,文献[146]提出了网络DEA,文献[147]介绍了基于松弛的评估方法(Slacks-based measure, SBM),这些模型以及新的模型正在被不断地完善和发展.

近年来,DEA的优点吸引了众多的应用者,应用范围包括企业管理<sup>[144]</sup>、军用飞机的飞行、基地维修与保养,以及环境卫生<sup>[148]</sup>、城市、银行<sup>[149]</sup>、供应链<sup>[150]</sup>等方面.

#### 2.4 时间序列方法

时间序列分析(Time series analysis)是20世纪70年代提出的一种动态数据处理的统计方法.该方法基于随机过程理论和数理统计学方法,研究随机数据序列所遵从的统计规律,用于解决实际问题.经典的统计分析都假定数据序列具有独立性,而时间序列分析则侧重研究数据序列的互相依赖关系.后者实际上是对离散指标的随机过程的统计分析,所以又可看作是随机过程统计的一个组成部分.时间序列分析是利用时间序列,应用数理统计方法加以处理,以预测未来事物的发展,是定量预测方法之一,它的基本原理:一是承认事物发展的延续性,应用过去数据,推测事物的发展趋势;二是考虑到事物发展的随机性,任何事物发展都可能受偶然因素影响,为此要利用统计分析中加权平均法对历史数据进行处理.该方法简单易行,便于掌握,但准确性差,一般只适用于短期预测.

近年来,时间序列分析方法在诸多领域得到应用,包括:经济预测<sup>[151]</sup>、资源管理<sup>[152]</sup>、模式识别<sup>[153]</sup>、气象预报<sup>[154]</sup>和工业自动化等领域.

#### 2.5 基于神经网络的决策分析方法

由于神经网络的优点,它被广泛应用在预测、分类、模式识别、组合优化问题中.最近,一些神经网络方法被用来解决多属性决策和多目标决策问题<sup>[155-157]</sup>,所用到的神经网络类型包括前馈网络、自适应网络和交互式前馈网络等.在这类问题中,由于人工神经网络本身具有非线性特点,在应用中只需对神经网络进行专门问题的样本训练,它能把该类决策问题的特征反映在神经元之间相互连接的权

值中,把实际问题特征参数输入后,神经网络输出端就能给出待 ze 解决问题的结果.文献[158]提出了基于决策神经网络的方法来解决群决策中的多属性决策问题.

### 3 基于数据的优化方法

自20世纪下半叶以来,各类优化方法被广泛应用于解决生产计划调度问题、资源分配问题、运输问题、工程设计问题以及各种物理和化学系统中的决策问题等.而在这些决策问题中,往往存在不确定性,因为一个动态系统总是不断发生变化的.20世纪50年代,Dantzig、Charnes和Cooper开始在优化过程中考虑不确定性因素,为随机规划和概率约束下的优化奠定了基础.如今,在随机变量可以被准确描述的情况下,随机规划已经成为一种非常有效的建模工具<sup>[159-160]</sup>.然而,这类传统的考虑不确定性的优化模型都是建立在一个共同的假设之上,即随机变量的概率分布已知.这一假设很大程度上限制了这类方法的应用,因为在大量的现实问题中,随机变量的变化并非遵循从历史数据中总结得来的分布函数,而是以一种不可预测的方式发生变化.例如,在预测产品需求的过程中,往往缺乏新产品的历史数据,即便是成熟的产品,也有可能由于某些因素(例如同类产品的竞争)发生需求的突然波动.另外,还有一类机理模型无法准确建立的情况,例如在大量的马尔科夫决策问题中,由于实际问题的维数较大,利用传统的动态规划方法进行求解的过程中会遇到“维数危机”和“建模危机”,无法准确计算状态转移矩阵和评价函数,对于这类情况,也需要通过新的优化方法解决问题.

近年来,针对非概率不确定性和机理模型无法建立的决策理论引起了学术界的广泛关注,这类优化理论需要根据系统的某些已知数据做出决策,而不像传统的方法那样根据随机变量的概率分布和解析模型进行求解,这类方法我们称之为基于数据的优化方法.下面,我们将总结几类近年来发展迅速的基于数据的优化方法.

#### 3.1 鲁棒优化

传统的不确定优化是采用概率分布对随机变量进行描述,并以概率的形式寻找最优解.而鲁棒优化则采用集合对不确定因素进行描述,所求得解是对于集合中任意一个不确定因素值的最优解.这种优化方法的特点有两个方面:首先,基于集合的不确定性的描述方法符合许多参数不确定的实际情况;另外,计算简便.因此,近年来,鲁棒优化在许多领域得到了成功的应用.

鲁棒优化的研究工作开始于20世纪70年代,



Soyster 在讨论凸规划问题过程中, 对每个不确定参数均取其所属区间的最差值. 在此基础上, Falk 针对鲁棒线性规划开展了进一步的研究工作. 前期的方法被普遍认为过于保守. 20 世纪 90 年代, Ben-Tal 和 Nemirovski<sup>[161-163]</sup> 以及 El-Ghaoui 和 Lebret<sup>[164-165]</sup> 将鲁棒优化与计算机技术和凸优化的内点计算相结合, 把这一领域的研究推到了一个新的高度. 近年来, 又提出了基于多面体不确定集的鲁棒优化方法, 使决策者可以根据历史数据构造不确定集, 实现基于数据的优化<sup>[166-169]</sup>. 鲁棒优化对很多传统的优化模型进行了扩展, 例如不确定线性规划<sup>[170]</sup>, 鲁棒 0-1 规划<sup>[171]</sup>, 二次约束的二次规划问题, 锥规划问题, 半定规划问题<sup>[172]</sup> 等. 鲁棒优化的应用包括: 证券管理<sup>[173]</sup>, 库存管理<sup>[174]</sup>, 需求与行走时间不确定条件下的扩大网络容量问题<sup>[175]</sup>, 不确定数据落入集合边界时的决策问题<sup>[176]</sup> 等.

### 3.2 模糊规划

模糊规划也是一类处理不确定优化问题的重要方法. 对于不确定性的描述, 模糊规划不是采用传统的概率分布函数的形式, 而是通过模糊数描述随机变量, 通过模糊集描述约束条件. 某些约束条件被违背的情况是允许的, 约束条件的满足水平被定义为该约束的隶属度函数.

Bellman 和 Zadeh 于 1970 年提出模糊规划方法. 根据所考虑的不确定性, 模糊规划可以分为两大类: 柔性规划和概率规划. 前者考虑目标函数和约束具有区间范围的不确定性, 后者考虑目标函数系数和约束系数中的不确定性. 这两类方法都采用隶属度函数表示约束满意度、决策者对于目标函数的期望和系数不确定性的区间. 根据建模和求解方法, 模糊规划又可以分为模糊线性规划<sup>[177-179]</sup> 和模糊动态规划<sup>[180]</sup>. 在应用方面, 文献 [180] 总结了模糊规划被用在电力系统管理方面的研究工作, 另外, 模糊规划还应用于运作计划与调度<sup>[181-182]</sup>、设备维护<sup>[183]</sup>、预测<sup>[184]</sup> 等领域.

### 3.3 神经元动态规划 (Neuro-dynamic programming)

传统动态规划方法的求解过程往往需要大量的迭代计算, 面对状态空间非常大的问题时, 会引发所谓的“维数危机”和“建模危机”, 无法准确计算所需的状态转移概率和代价函数, 为了克服这一困难, 神经元动态规划方法应运而生.

作为近年来发展迅速的一种优化方法, 神经元动态规划的思想来源于人工智能中的强化学习方法. 如今, 神经元动态规划与强化学习通常被视为同一种方法. 神经元动态规划的概念是 Bertsekas 和 Tsitsiklis 于 1995 年在 IEEE 决策与控制会议

上提出的, 此后, 美国麻省理工学院信息与决策系统实验室进行了大量的研究, 将神经元动态规划应用于决策优化问题<sup>[185-187]</sup>. 目前, 神经元动态规划方法主要用来解决马尔科夫和半马尔科夫决策问题. 与传统的动态规划方法相比, 神经元动态规划方法无需计算状态转移矩阵和代价矩阵, 而是通过计算机仿真模型或者人工神经网络模型寻找评价函数, 进而拟合代价函数, 从而有效避免了动态规划潜在的“维数危机”和“建模危机”. 最常用的方法是, 根据某种控制策略产生参数向量的初始值, 然后让系统仿真运行, 在状态转移的过程中通过迭代调整参数向量的数值. 具体的算法有 TD 学习<sup>[188]</sup>、Q 学习<sup>[189]</sup>、R 学习<sup>[190]</sup>、Q-P 学习<sup>[191]</sup>、SMART<sup>[192]</sup>、Relaxed-SMART<sup>[193]</sup> 等. 在文献中, 神经元动态规划的应用实例包括: 库存管理问题<sup>[194]</sup>、收益管理问题<sup>[195-196]</sup>、设备维护问题<sup>[197]</sup>、生产系统设计问题<sup>[198]</sup>、调度问题<sup>[199-200]</sup>、质量控制问题<sup>[201]</sup> 等.

### 3.4 基于神经网络的优化方法

人工神经网络的特征使其成为解决无机理模型的优化问题的有效工具, 这些特征主要包括: 1) 可以充分逼近任意复杂的非线性关系<sup>[202-203]</sup>; 2) 所有定量或定性的信息都等势分布贮存于网络内的各神经元, 有很强的鲁棒性和容错性; 3) 采用并行分布处理方法, 使得快速进行大量运算成为可能; 4) 可学习和自适应不知道或不确定的系统; 5) 能够同时处理定量、定性知识.

一种有效利用神经网络进行优化的方法是通过定义能量函数, 通过神经网络并行处理、学习和自组织的能力, 使系统能量降低, 找到所需的解. 在工业领域, Hopfield 网络和 BP 网络被广泛应用于解决计划和调度中的优化问题<sup>[204-208]</sup>.

## 4 结论与展望

现代社会经济和企业生产规模的不断扩大产生了巨额数量的信息, 这些信息的多样性和动态性为决策理论和方法的研究带来了极大的挑战. 基于数据的决策方法与传统的基于机理模型的决策方法相比, 在面对大量离线、在线数据, 以及由于复杂性和不确定性而无法建立机理模型的情况下, 能够更加有效地对数据进行统计、分析、评估和处理, 进而提供有效的决策支持, 是当前决策理论和方法发展的趋势. 今后, 随着自动化水平的不断提高, 基于数据的决策方法需要从以下几个方面进行更加深入地研究: 1) 科学技术的不断进步带来了更多获取信息的手段, 这就要求决策方法能够对多样化的信息进行有效处理, 除了传统的数字信息外, 还有多媒体信

息, 例如图像、声音等; 2) 数据的采集、共享和存储水平不断提高, 使决策者可以及时掌握大量的实时信息, 于是决策方法也不能只停留在基于离线数据的决策, 而需要根据在线数据进行决策更新, 发展为基于在线数据或离在线混合数据的动态决策方法; 3) 继续深入推广基于数据的决策方法在社会经济和生产各个领域的应用, 以解决从战略层到操作层的各级决策问题, 充分发挥决策理论和方法的作用, 将先进的科学技术转化成生产力。

## References

- 1 Quinlan J R. Induction of decision trees. *Machine Learning*, 1986, **1**(1): 81–106
- 2 Ruggieri S. Efficient C4.5. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2002, **14**(2): 438–444
- 3 Breiman L, Friedman J, Stone C J, Olshen R A. *Classification and Regression Trees*. New York: Chapman and Hall, 1984
- 4 Catlett J. Mega Induction: Machine Learning on Vary Large Databases [Ph. D. dissertation], University of Sydney, Australia, 1991
- 5 Chan P K, Stolfo S J. On the accuracy of meta-learning for scalable data mining. *Journal of Intelligent Information Systems*, 1997, **8**(1): 5–28
- 6 Gehrke J, Ramakrishnan R, Ganti V. RainForest—a framework for fast decision tree construction of large datasets. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2000, **4**(2-3): 127–162
- 7 Mehta M, Agrawal R, Rissanen J. SLIQ: a fast scalable classifier for data mining. In: Proceedings of the 5th International Conference on Extending Database Technology. Avignon, France: Springer, 1996. 18–32
- 8 Utgoff P E. Incremental induction of decision trees. *Machine Learning*, 1989, **4**(2): 161–186
- 9 Crawford S L. Extensions to the CART algorithm. *International Journal of Man-Machine Studies*, 1989, **31**(2): 197–217
- 10 Argentiero P, Chin R, Beaudet P. An automated approach to the design of decision tree classifiers. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1982, **4**(1): 51–57
- 11 Sethi I K, Sarvarayudu G P G. Hierarchical classifier design using mutual information. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1982, **4**(4): 441–445
- 12 Casey R, Nagy G. Decision tree design using a probabilistic model. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1984, **30**(1): 93–99
- 13 Wang Q R, Suen C Y. Large tree classifier with heuristic search and global training. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, **9**(1): 91–102
- 14 Mui J K, Fu K S. Automated classification of nucleated blood cells using a binary tree classifier. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1980, **2**(5): 429–443
- 15 Landeweerd G H, Timmers T, Gelsema E S, Bins M, Halic M R. Binary tree versus single level tree classification of white blood cells. *Pattern Recognition*, 1983, **16**(6): 571–577
- 16 Vapnik V N, Lerner A. Pattern recognition using generalized portrait method. *Automation and Remote Control*, 1963, **24**: 774–780
- 17 Vapnik V N, Chervonenkis A Y. On the uniform convergence of relative frequencies of events to their probabilities. *Theory of Probability and Its Applications*, 1971, **16**(2): 264–280
- 18 Boser B E, Guyon I M, Vapnik V N. A training algorithm for optimal margin classifier. In: Proceedings of the 5th Annual Workshop on Computational Learning Theory. Pittsburgh, USA: ACM, 1992. 144–152
- 19 Cortes C, Vapnik V N. The Soft Margin Classifier, Technical Report U. S. Patent 5640492, AT and T Bell Labs, USA, 1993
- 20 Vapnik V N. *The Nature of Statistical Learning Theory*. New York: Springer-Verlag, 1995
- 21 Vapnik V N, Golowich S, Smola A. Support vector method for function approximation, regression estimation, and signal processing. In: Proceedings of the Advances in Neural Information Processing System. Cambridge, USA: MIT Press, 1997. 281–287
- 22 Basu A, Watters C, Shepherd M. Support vector machines for text categorization. In: Proceedings of the 36th Hawaii International Conference on System Sciences. Hawaii, USA: IEEE, 2003. 103–109
- 23 Francis E H T, Cao L J. Application of support vector machines in financial time series forecasting. *Omega*, 2001, **29**(4): 309–317
- 24 Gestal T V, Suykens J A K, Baestaens D E, Lambrechts A, Lanckriet G, Vandaele B. Financial time series prediction using least squares support vector machines within the evidence framework. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2001, **12**(4): 809–821
- 25 Thissen U, van Brakel R, de Weijer A P, Melssen W J, Buydens L M C. Using support vector machines for time series prediction. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2003, **69**(1-2): 35–49
- 26 Cao L J, Chua K S, Chong W K, Lee H P, Gu Q M. A comparison of PCA, KPCA and ICA for dimensionality reduction in support vector machine. *Neurocomputing*, 2003, **55**(1-2): 321–336
- 27 Kim K J. Financial time series forecasting using support vector machine. *Neurocomputing*, 2003, **55**(1-2): 307–319
- 28 Guo G D, Li S Z, Chan K L. Support vector machines for face recognition. *Image and Vision Computing*, 2001, **19**(9-10): 631–638
- 29 Tefas A, Kotropoulos C, Pitas I. Using support vector machines to enhance the performance of elastic graph matching for frontal face authentication. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, **23**(7): 735–746
- 30 Jonsson K, Kittler J, Li Y P, Matas J. Support vector machines for face authentication. *Image and Vision Computing*, 2002, **20**(5-6): 369–375
- 31 Kim K I, Kim J H, Jung K. Face recognition using support vector machines with local correlation kernels. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2002, **16**(1): 97–111



- 32 Chang R F, Wu W J, Moon W K, Chou Y H, Chen D R. Support vector machines for diagnosis of breast tumors on US images. *Academic Radiology*, 2003, **10**(2): 189–197
- 33 Suykens J A K, Vandewaile J, Moor B D. Optimal control by least squares support vector machines. *Neural Networks*, 2001, **14**(1): 23–35
- 34 Ge M, Du R, Zhang G C, Xu Y S. Fault diagnosis using support vector machine with an application in sheet metal stamping operations. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2004, **18**(1): 143–159
- 35 Kulkarni A, Jayaraman V K, Kulkarni B D. Control of chaotic dynamical systems using support vector machines. *Physics Letters A*, 2003, **317**(5-6): 429–435
- 36 Cai Y D, Liu X J, Xu X B, Chou K C. Support vector machines for prediction of protein subcellular location. *Molecular Cell Biology Research Communications*, 2000, **4**(4): 230–233
- 37 Hua S J, Sun Z R. A novel method of protein secondary structure prediction with high segment overlap measure: support vector machine approach. *Journal of Molecular Biology*, 2001, **308**(2): 397–407
- 38 Cherkassky V, Shao X. Signal estimation and denoising using VC-theory. *Neural Networks*, 2001, **14**(1): 37–52
- 39 Cai C Z, Wang W L, Sun L Z, Chen Y Z. Protein function classification via support vector machine approach. *Mathematical Biosciences*, 2003, **185**(2): 111–122
- 40 Ramsey J B, Zaslavsky G M, Usikov D. An analysis of US stock price behavior using wavelets. *Fractals*, 1995, **3**(2): 377–389
- 41 Sauter V L. Intuitive decision-making. *Communications of the ACM*, 1999, **42**(6): 109–115
- 42 Russell S, Gangopadhyay A, Yoon V. Assisting decision making in the event-driven enterprise using wavelets. *Decision Support Systems*, 2008, **46**(1): 14–28
- 43 MacQueen J B. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In: Proceedings of the 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. Berkeley, USA: University of California Press, 1967. 281–297
- 44 Ben-Hur A, Horn D, Siegelmann H T, Vapnik V N. Support vector clustering. *The Journal of Machine Learning Research*, 2001, **2**: 125–137
- 45 Roy P P. Breakage assessment through cluster analysis of joint set orientations of exposed benches of open-cast mines. *Geotechnical and Geological Engineering*, 1995, **13**(2): 79–92
- 46 Ragno G, de Luca M, Ioele G. An application of cluster analysis and multivariate classification methods to spring water monitoring data. *Microchemical Journal*, 2007, **87**(2): 119–127
- 47 Cristina G D, Jorge C. Application of cluster analysis and optimization to determine the synthesis conditions of macroreticular poly microparticles with enhanced structural and adsorption properties. *Chemical Engineering Journal*, 2008, **139**(1): 198–207
- 48 Zhou Z J, Hu C H, Yang J B, Xu D L, Zhou D H. Online updating belief-rule-based system for pipeline leak detection under expert intervention. *Expert Systems with Applications*, 2009, **36**(4): 7700–7709
- 49 Curram S P, Mingers J. Neural networks, decision tree induction and discriminant analysis: an empirical comparison. *The Journal of the Operational Research Society*, 1994, **45**(4): 440–450
- 50 Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 1986, **323**: 533–536
- 51 Thimm G, Fiesler E. Evaluating pruning methods. In: Proceedings of the International Symposium on Artificial Neural Networks. Taiwan, China: Infoscience, 1995. 20–25
- 52 Kwok T Y, Yeung D Y. Constructive algorithms for structure learning in feedforward neural networks for regression problems: a survey. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1997, **8**(3): 630–645
- 53 Kohonen T. *Self-organization and Associative Memory*. Berlin: Springer, 1988
- 54 Carpenter G A, Grossberg S. A self-organizing neural network for supervised learning, recognition, and prediction. *IEEE Communication Magazine*, 1992, **30**(9): 38–49
- 55 Hopfield J J. Neural systems and physical systems with emergent selective computational abilities. In: Proceedings of Natural Academy Science in USA. 1982. 2554–2558
- 56 Pendharkar P C. A threshold-varying artificial neural network approach for classification and its application to bankruptcy prediction problem. *Computers and Operations Research*, 2005, **32**(10): 2561–2582
- 57 Quteishat A, Lim C P. A modified fuzzy min-max neural network with rule extraction and its application to fault detection and classification. *Applied Soft Computing*, 2008, **8**(2): 985–995
- 58 Mircic S, Jorgovanovic N. Application of neural network for automatic classification of leukocytes. In: Proceedings of the 8th IEEE Seminar on Neural Network Applications in Electrical Engineering. Belgrade, Serbia: IEEE, 2006. 141–144
- 59 Salahova S. Remote sensing and GIS application for earth observation on the base of the neural networks in aerospace image classification. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Recent Advances in Space Technologies. Istanbul, Turkey: IEEE, 2007. 275–278
- 60 Zadeh L A. Fuzzy logic. *IEEE Computer*, 1988, **21**(4): 83–93
- 61 Duda R O, Hart P E, Stork D G. *Pattern Classification*. Beijing: China Machine Press, 2004. 192–195
- 62 Ishibuchi H, Nakashima T. Effect of rule weights in fuzzy rule-based classification systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2001, **9**(4): 506–515
- 63 Thawonmas R, Abe S. A novel approach to feature selection based on analysis of class regions. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 1997, **27**(2): 196–207
- 64 Lee H M, Chen C M, Chen J M, Jou Y L. An efficient fuzzy classifier with feature selection based on fuzzy entropy. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2001, **31**(3): 426–432
- 65 Casillas J, Cordon O, Del Jesus M J, Herrera F. Genetic feature selection in a fuzzy rule-based classification system learning process for high-dimensional problems. *Information Science: an International Journal*, 2001, **136**(1-4): 135–157

- 66 Mandal D P. Partitioning of feature space for pattern classification. *Pattern Recognition*, 1997, **30**(12): 1971–1990
- 67 Yen J. Fuzzy logic — a modern perspective. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 1999, **11**(1): 153–165
- 68 Homaifar A, McCormick E. Simultaneous design of membership functions and rule sets for fuzzy controllers using genetic algorithm. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1995, **3**(2): 129–139
- 69 Medasani S, Kim J, Krishnapuram R. An overview of membership function generation techniques for pattern recognition. *International Journal of Approximate Reasoning*, 1998, **19**(3-4): 391–417
- 70 Ishibuchi H, Nakashima T, Murata T. Three-objective genetics-based machine learning for linguistic rule extraction. *Information Sciences*, 2001, **136**(1-4): 109–133
- 71 Ho S Y, Chen H M, Ho S J, Chen T K. Design of accurate classifiers with a compact fuzzy-rule base using an evolutionary scatter partition of feature space. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2003, **34**(2): 1031–1044
- 72 Abe S, Lan M S. A method for fuzzy rules extraction directly from numerical data and its application to pattern classification. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1995, **3**(1): 18–28
- 73 Abe S. Dynamic cluster generation for a fuzzy classifier with ellipsoidal regions. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1998, **28**(6): 869–876
- 74 Abe S. Feature selection by analyzing class regions approximated by ellipsoids. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 1998, **28**(6): 869–872
- 75 Uebele V, Abe S, Lan M S. A neural network-based fuzzy classifier. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 1999, **25**(2): 353–361
- 76 Simpson P K. Fuzzy min-max neural networks, part I: classification. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1992, **3**(5): 776–786
- 77 Dickerson J A, Kosko B. Fuzzy function approximation with ellipsoid rules. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 1996, **26**(4): 542–560
- 78 Inoue H, Kamei K, Inoue K. Automatic generation of fuzzy rules using hyper elliptic cone membership functions by genetic algorithms. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems: Applications in Engineering and Technology*, 1988, **6**(1): 65–81
- 79 Kamei K. An application of fuzzy clustering to controller design. *Journal of Japan Society for Fuzzy Theory and Systems*, 1996, **8**(3): 448–455
- 80 Pawlak Z. Rough sets. *International Journal of Parallel Programming*, 1982, **11**(5): 341–356
- 81 Pawlak Z. Rough classification. *International Journal of Human-Computer Studies*, 1999, **8**(51): 369–383
- 82 Pawlak Z, Grzymala-Busse J W, Slowinski R, Ziarko W. Rough sets. *Communications of the ACM*, 1995, **38**(11): 88–95
- 83 Shen Q, Jensen R. Selecting informative features with fuzzy-rough sets and its application for complex systems monitoring. *Pattern Recognition*, 2004, **37**(7): 1351–1363
- 84 Sinha D, Laplante P. A rough set-based approach to handling spatial uncertainty in binary images. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2004, **17**(1): 97–110
- 85 Golan R H, Ziarko W. A methodology for stock market analysis utilizing rough set theory. In: Proceedings of the IEEE/IAFE Conference on Computational Intelligence for Financial Engineering. New York, USA: IEEE, 1995. 32–40
- 86 Heckerman D, Wellman M P. Bayesian networks. *Communications of the ACM*, 1995, **38**(3): 27–30
- 87 Heckerman D, Geiger D, Chickering D M. Learning Bayesian networks: the combination of knowledge and statistical data. *Machine Learning*, 1995, **20**(3): 197–243
- 88 Lucas P. Expert knowledge and its role in learning Bayesian networks in medicine: an appraisal. In: Proceedings of Conference on Artificial Intelligence in Medicine in Europe. Cascais, Portugal: Springer, 2001. 156–166
- 89 Heckerman D, Mamdani A, Wellman M P. Real-world applications of Bayesian networks. *Communications of the ACM*, 1995, **38**(3): 24–26
- 90 Wooff D A, Goldstein M, Coolen F P A. Bayesian graphical models for software testing. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 2002, **28**(5): 510–525
- 91 Neil M, Fenton N, Forey S, Harris R. Using Bayesian belief networks to predict the reliability of military vehicles. *Computing and Control Engineering Journal*, 2001, **12**(1): 11–20
- 92 Alberola C, Tardon L, Ruiz-Alzola J. Graphical models for problem solving. *Computing in Science and Engineering*, 2000, **2**(4): 46–57
- 93 Xu L, Krzyzak A, Suen C Y. Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 1992, **22**(3): 418–435
- 94 Gutta S, Wechsler H. Face recognition using hybrid classifier systems. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. Washington D. C., USA: IEEE, 1996. 1017–1022
- 95 Rodrigues M A, Liu Y, Bottaci L, Rigas D I. Learning and diagnosis in manufacturing processes through an executable Bayesian network. In: Proceedings of International Conference on Industrial and Engineering Applications of Artificial Intelligence and Expert Systems. New Orleans, USA: Springer, 2000. 390–395
- 96 Sillanpaa M J, Corander J. Model choice in gene mapping: what and why. *Trends in Genetics*, 2002, **18**(6): 301–307
- 97 Raval A, Ghahramani Z, Wild D L. A Bayesian network model for protein fold and remote homologue recognition. *Bioinformatics*, 2002, **18**(6): 788–801
- 98 McCabe B. Belief networks for engineering applications. *International Journal of Technology Management*, 2001, **21**(3-4): 257–270
- 99 Heinz M, Thilo M. Evolutionary optimization using graphical models. *New Generation Computing*, 2000, **18**(2): 157–166
- 100 Sanguesa R, Burrell P. Application of Bayesian network learning methods to waste water treatment plants. *Applied Intelligence*, 2000, **13**(1): 19–40

- 101 Yang J B, Singh M G. An evidential reasoning approach for multiple attribute decision making with uncertainty. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 1994, **24**(1): 1–18
- 102 Yang J B, Sen P. Multiple attribute design evaluation of large engineering products using the evidential reasoning approach. *Journal of Engineering Design*, 1997, **8**(3): 211–230
- 103 Yang J B. Rule and utility based evidential reasoning approach for multiple attribute decision analysis under uncertainty. *European Journal of Operational Research*, 2001, **131**(1): 31–61
- 104 Yang J B, Xu D L. On the evidential reasoning algorithm for multiple attribute decision analysis under uncertainty. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2002, **32**(3): 289–304
- 105 Sen P, Yang J B. Multiple-criteria decision-making in design selection and synthesis. *Journal of Engineering Design*, 1995, **6**(3): 207–230
- 106 Wang J, Yang J B, Sen P. Safety analysis and synthesis using fuzzy sets and evidential reasoning. *Reliability Engineering and Systems Safety*, 1995, **47**(2): 103–118
- 107 Wang J, Yang J B, Sen P. Multi-person and multi-attribute design evaluations using evidential reasoning based on subjective safety and cost analysis. *Reliability Engineering and Systems Safety*, 1996, **52**(2): 113–128
- 108 Wang J. A subjective methodology for safety analysis of safety requirements specifications. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1997, **5**(3): 418–430
- 109 Wang J, Yang J B. A subjective safety based decision making approach for evaluation of safety requirements specifications in software development. *International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering*, 2001, **8**(1): 35–57
- 110 Yang J B, Sen P. A general multi-level evaluation process for hybrid MADM with uncertainty. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 1994, **24**(10): 1458–1473
- 111 Yang J B, Xu D L. Knowledge-based executive car evaluation using the evidential reasoning approach. In: Proceedings of the 14th National Conference on Manufacturing Research. Derby, UK: Professional Engineering Publishing, 1998. 741–749
- 112 Yang J B, Dale B G, Siow C H R. Self-assessment of excellence: an application of the evidential reasoning approach. *International Journal of Production Research*, 2001, **39**(16): 3789–3812
- 113 Yang J B, Liu J, Wang J, Sii H S, Wang H W. Belief rule-base inference methodology using the evidential reasoning approach-RIMER. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2006, **36**(2): 266–285
- 114 Yang J B, Liu J, Xu D L, Wang J, Wang H W. Optimization models for training belief rule based systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2007, **37**(4): 569–585
- 115 Liu J, Yang J B, Wang J, Sii H S, Wang Y M. Fuzzy rule-based evidential reasoning approach for safety analysis. *International Journal of General Systems*, 2004, **33**(2-3): 183–204
- 116 Liu J, Yang J B, Wang J, Sii H S. Engineering system safety analysis and synthesis using fuzzy rule-based evidential reasoning approach. *Quality and Reliability Engineering International*, 2005, **21**(4): 387–412
- 117 Xu D L, Liu J, Yang J B, Liu G P, Wang J, Jenkinson I. Inference and learning methodology of belief-rule-based expert system for pipeline leak detection. *Expert Systems with Applications*, 2007, **32**(1): 103–113
- 118 Ai L M, Wang J, Wang X L. Multi-features fusion diagnosis of tremor based on artificial neural network and D-S evidence theory. *Signal Processing*, 2008, **88**(12): 2927–2935
- 119 Bentabet L, Jiang M D. A combined Markovian and Dirchlet sub-mixture modeling for evidence assignment: application to image fusion. *Pattern Recognition Letters*, 2008, **29**(13): 1775–1783
- 120 Mamdani E H, Assilian S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man Machine Studies*, 1975, **7**(1): 1–15
- 121 Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 1985, **15**(1): 116–132
- 122 Larson P M. Industrial applications of fuzzy logic control. *International Journal of Man-Machine Studies*, 1980, **12**(1): 3–10
- 123 Tsukamoto Y. An approach to fuzzy reasoning method. *Advances in Fuzzy Set Theory and Applications*. New York: North-Holland Publishers, 1979. 137–149
- 124 Kosko B. *Fuzzy Engineering*. New Jersey: Prentice Hall, 1997
- 125 Holmblad L P, Ostergaard J J. Control of a cement kiln by fuzzy logic. *Fuzzy Information and Decision Processes*. Amsterdam: North-Holland, 1982. 389–400
- 126 Guiffrida A L, Nagi R. Fuzzy set theory applications in production management research: a literature survey. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 1998, **9**(1): 39–56
- 127 Cao Y Y, Frank P M. Analysis and synthesis of nonlinear time-delay systems via fuzzy control approach. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2000, **8**(2): 200–211
- 128 Zhang J M, Li R H, Zhang P A. Stability analysis and systematic design of fuzzy control systems. *Fuzzy Sets and Systems*, 2001, **120**(1): 65–72
- 129 Avci E, Avci D. An expert system based on fuzzy entropy for automatic threshold selection in image processing. *Expert Systems with Applications: An International Journal*, 2009, **36**(2): 3077–3085
- 130 Lai R K, Fan C Y, Huang W H, Chang P C. Evolving and clustering fuzzy decision tree for financial time series data forecasting. *Expert Systems with Applications: An International Journal*, 2009, **36**(2): 3761–3773
- 131 Cheng M Y, Tsai H C, Chiu Y H. Fuzzy case-based reasoning for coping with construction disputes. *Expert Systems with Applications: An International Journal*. 2009, **36**(2): 4106–4113
- 132 Wen M L, Li H S. Fuzzy data envelopment analysis (DEA): model and ranking method. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2009, **223**(2): 872–878

- 133 Tiryaki F, Ahlatciglu B. Fuzzy portfolio selection using fuzzy analytic hierarchy process. *Information Sciences: An International Journal*, 2009, **179**(1-2): 53–69
- 134 Zhang W, Liu Y T. Multi-objective reactive power and voltage control based on fuzzy optimization strategy and fuzzy adaptive particle swarm. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 2008, **30**(9): 525–532
- 135 Hwang Y A, Liao Y H. The consistent value of fuzzy games. *Fuzzy Sets and Systems*, 2009, **160**(5): 644–656
- 136 Ali M S, Balasubramaniam P. Stability analysis of uncertain fuzzy Hopfield neural networks with time delays. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2009, **14**(6): 2776–2783
- 137 Alicja M R, Rolka L. Fuzzy rough approximations of process data. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2008, **49**(2): 301–315
- 138 Liu G L. Axiomatic systems for rough sets and fuzzy rough sets. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2008, **48**(3): 857–867
- 139 Hao P Y. Fuzzy one-class support vector machines. *Fuzzy Sets and Systems*, 2008, **159**(18): 2317–2336
- 140 Banker R D, Charnes A, Cooper W W. Models for estimation of technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, 1984, **30**(9): 1078–1092
- 141 Charnes A, Cooper W W, Golany B, Seiford L M, Stutz J. Foundations of data envelopment analysis and Pareto-Koopmans empirical production functions. *Journal of Econometrics*, 1985, **30**(1-2): 91–107
- 142 Cook W D, Kress M, Seiford L M. On the use of ordinal data in data envelopment analysis. *The Journal of the Operational Research Society*, 1993, **44**(2): 133–140
- 143 Doyle J, Green R. Efficiency and cross efficiency in DEA: derivations, meanings and the uses. *The Journal of the Operational Research Society*, 1994, **45**(5): 567–578
- 144 Cooper W W, Park K S, Yu G. An illustrative application of IDEA (imprecise data envelopment analysis) to a Korean mobile telecommunication company. *Operations Research*, 2001, **49**(6): 807–820
- 145 Cherchye L, Kuosmanen T, Post T. What is the economic meaning of FDH? a reply to thrall. *Journal of Productivity Analysis*, 2000, **13**(3): 263–267
- 146 Färe R S, Grosskopf S. Network DEA. *Socio-Economic Planning Sciences*, 2000, **34**(1): 35–49
- 147 Tone K. A slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 2001, **130**(3): 498–509
- 148 Lozano S, Villa G, Brännlund R. Centralised reallocation of emission permits using DEA. *European Journal of Operational Research*, 2009, **193**(3): 752–760
- 149 Sahoo B K, Tone K. Decomposing capacity utilization in data envelopment analysis: an application to banks in India. *European Journal of Operational Research*, 2009, **195**(2): 575–594
- 150 Liang L F, Yang F, Cook W D, Zhu J. DEA models for supply chain efficiency evaluation. *Annals of Operations Research*, 2006, **145**(1): 35–49
- 151 Antonio G F, Ricardo A Q. Can univariate models forecast turning points in seasonal economic time series? *International Journal of Forecasting*, 1998, **14**(4): 433–446
- 152 Hipel K W, McLeod A I. *Time Series Modeling of Water Resources and Environmental Systems*. Amsterdam: Elsevier Science, 1994
- 153 Singh S. Noisy time-series prediction using pattern recognition techniques. *Computational Intelligence*, 2000, **16**(1): 114–133
- 154 Hu W B, Tong S L, Mengersen K, Connell D. Weather variability and the incidence of cryptosporidiosis: comparison of time series poisson regression and SARIMA models. *Annals of Epidemiology*, 2007, **17**(9): 679–688
- 155 Malakooti B, Zhou Y Q. Feed forward artificial neural networks for solving discrete multiple criteria decision making problems. *Management Science*, 1994, **40**(11): 1542–1561
- 156 Sun M, Stam A, Steuer R E. Solving multiple objective programming problems using feed-forward artificial neural networks: the interactive FFANN procedure. *Management Science*, 1996, **42**(6): 835–849
- 157 Malakooti B, Raman V. Clustering and selection of multiple criteria alternatives using unsupervised and supervised neural networks. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2000, **11**(5): 435–451
- 158 Singh R K, Choudhury A K, Tiwari M K, Shankar R. Improved decision neural network (IDNN) based consensus method to solve a multi-objective group decision making problem. *Advanced Engineering Informatics*, 2007, **21**(3): 335–348
- 159 Birge J, Louveaux F. *Introduction to Stochastic Programming*. New York: Springer Verlag, 1997
- 160 Kall P, Mayer J. *Stochastic Linear Programming: Models, Theory and Computation*. New York: Springer Verlag, 2005
- 161 Ben-Tal A, Nemirovski A. Robust convex optimization. *Mathematics of Operations Research*, 1998, **23**(4): 769–805
- 162 Ben-Tal A, Nemirovski A. Robust solutions of uncertain linear programs. *Operations Research Letters*, 1999, **25**(1): 1–13
- 163 Ben-Tal A, Nemirovski A. Robust solutions of linear programming problems contaminated with uncertain data. *Mathematical Programming*, 2000, **88**(3): 411–424
- 164 El-Ghaoui L, Lebret H. Robust solutions to least-square problems to uncertain data matrices. *SIAM Journal on Matrix Analysis and Application*, 1997, **18**(4): 1035–1064
- 165 El-Ghaoui L, Oustry F, Lebret H. Robust solutions to uncertain semidefinite programs. *SIAM Journal on Optimization*, 1998, **9**(1): 33–52
- 166 Bertsimas D, Sim M. Robust discrete optimization and network flows. *Mathematical Programming*, 2003, **98**(1-3): 49–71
- 167 Bertsimas D, Sim M. The price of robustness. *Operations Research*, 2004, **52**(1): 35–53
- 168 Bertsimas D, Pachamanova D, Sim M. Robust linear optimization under general norms. *Operations Research Letters*, 2004, **32**(6): 510–516
- 169 Bertsimas D, Brown D. Robust Linear Optimization and Coherent Risk Measures, Technical Report, Massachusetts Institute of Technology, USA, 2005

- 170 Ben-Tal A, Nemirovski A. Robust optimization-methodology and applications. *Mathematical Programming*, 2002, **92**(3): 453–480
- 171 Atamturk A. Strong formulations of robust mixed 0-1 programming. *Mathematical Programming*, 2006, **108**(2-3): 235–250
- 172 Sim M. Robust Optimization [Ph.D. dissertation], Massachusetts Institute of Technology, USA, 2004
- 173 Goldfarb D, Ivengar G. Robust portfolio selection problems. *Mathematics of Operations Research*, 2003, **28**(1): 1–38
- 174 Bertsimas D, Thiele A. Robust and data-driven optimization: modern decision-making under uncertainty. *Tutorials in Operations Research*. Hanover: Institute for Operations Research and the Management Sciences, 2006
- 175 Ordóñez F, Zhao J. Robust Capacity Expansion of Network Flows, Technical Report, University of Southern California, USA, 2005
- 176 Ben-Tal A, Boyd S, Nemirovski A. Extending the Scope of Robust Optimization: Comprehensive Robust Counterparts of Uncertain Problems, Technical Report, Georgia Institute of Technology, USA, 2005
- 177 Zimmermann H J. Fuzzy mathematical programming. *Advances in Sensitivity Analysis and Parametric Programming*. New York: Springer, 1997
- 178 Zimmermann H J. Using fuzzy sets in operational research. *European Journal of Operational Research*, 1983, **13**(3): 201–216
- 179 Werners B. Aggregation models in mathematical programming. *Mathematical Models for Decision Support*. Berlin: Springer, 1988
- 180 Momoh J A, Ma X W, Tomsovic K. Overview and literature survey of fuzzy set theory in power systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1995, **10**(3): 1676–1690
- 181 David A K, Zhao R D. An expert system with fuzzy sets for optimal planning. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1991, **6**(1): 59–65
- 182 Ramirez-Rosado I J, Dominguez-Navarro J A. Distribution planning of electric energy using fuzzy models. *International Journal of Power and Energy Systems*, 1996, **16**(2): 49–55
- 183 Lin C E, Huang C J, Huang C L, Lee S Y. An optimal generator maintenance approach using fuzzy dynamic programming. In: Proceedings of IEEE/PES Summer Meeting. Seattle, USA: IEEE, 1992. 246–254
- 184 Lember-Torres G, Borges da Silva L E, Valiquette B, Greiss H, Mukhedkar D. A fuzzy knowledge-based system for bus load forecasting. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems. New York, USA: IEEE, 1992. 1211–1218
- 185 Tsitsiklis J N, van Roy B. Feature-based methods for large scale dynamic programming. *Machine Learning*, 1996, **22**(1-3): 59–94
- 186 Bertsekas D P, Tsitsiklis J N. *Neuro-Dynamic Programming*. Nashua: Athena Scientific, 1996
- 187 Marbach P, Tsitsiklis J N. Simulation-based optimization of Markov reward processes. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2001, **46**(2): 191–209
- 188 Sutton R S. Learning to predict by the methods of temporal differences. *Machine Learning*, 1988, **3**(1): 9–44
- 189 Watkins C J C H, Dayan P. Q-learning. *Machine Learning*, 1992, **8**(3-4): 279–292
- 190 Schwartz A. A reinforcement learning method for maximizing undiscounted rewards. In: Proceedings of the 10th Conference on Machine Learning. Amherst, USA: Springer, 1993. 298–305
- 191 Rummery G A, Niranjan M. On-line Q-Learning Using Connectionist Systems, Technical Report CUED/F-INFENG/TR 166, Cambridge University, USA, 1994
- 192 Das T K, Gosavi A, Mahadevan S, Marchallick N. Solving semi-Markov decision problems using average reward reinforcement learning. *Management Science*, 1999, **45**(4): 560–574
- 193 Gosavi A. A reinforcement learning algorithm based on policy iteration for average reward: empirical results with yield management and convergence analysis. *Machine Learning*, 2004, **55**(1): 5–29
- 194 Gosavi A, Bandla N, Das T K. A reinforcement learning approach to a single leg airline revenue management problem with multiple fare classes and overbooking. *IIE Transactions*, 2002, **34**(9): 729–742
- 195 Gosavi A. Reinforcement learning for long-run average cost. *European Journal of Operational Research*, 2004, **155**(3): 654–674
- 196 Gosavi A. The effect of noise on artificial intelligence and meta-heuristic techniques [Online], available: <http://www.jhuapl.edu/spsa/PDF-SPSA/gosavi-03.pdf>, April 23, 2009
- 197 Das T K, Sarkar S. Optimal preventive maintenance in a production inventory system. *IIE Transactions*, 1999, **31**(6): 537–551
- 198 Gosavi A. *Simulation-Based Optimization: Parametric Optimization Techniques and Reinforcement Learning*. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2003. 420–422
- 199 Tadepalli P, Ok D. Model-based average reward reinforcement learning algorithms. *Artificial Intelligence*, 1998, **100**(1-2): 177–224
- 200 Crites R H, Barto A G. Improving elevator performance using reinforcement learning. In: Proceedings of Conference on Neural Information Processing Systems. Denver, USA: MIT Press, 1997. 1017–1023
- 201 Das T K, Jain V, Gosavi A. Economic design of dual-sampling-interval policies for  $\bar{X}$ -charts with and without run rules. *IIE Transactions*, 1997, **29**(6): 497–506
- 202 Hornik K, Stinchcombe M, White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 1989, **2**(5): 359–366
- 203 Hornik K, Stinchcombe M, White H. Universal approximation of an unknown mapping and its derivatives using multilayer feedforward networks. *Neural Networks*, 1990, **3**(5): 551–560
- 204 Sabuncuoglu I, Gurgun B. A neural network model for scheduling problems. *European Journal of Operational Research*, 1996, **93**(2): 288–299
- 205 Jain A S, Meeran S. Job-shop scheduling using neural networks. *International Journal of Production Research*, 1998, **36**(5): 1249–1272

- 206 Guh R S, Tannock J D T. Recognition of control chart concurrent patterns using a neural network approach. *International Journal of Production Research*, 1999, **37**(8): 1743–1765
- 207 Lee I, Shaw M J. A neural-net approach to real time flow-shop sequencing. *Computers and Industrial Engineering*, 2000, **38**: 125–147
- 208 Chen R M, Huang Y M. Competitive neural network to solve scheduling problems. *Neurocomputing*, 2001, **37**(1): 177–196



**王红卫** 华中科技大学控制科学与工程系系统工程专业博士, 教授. 主要研究方向为物流系统、公共安全与应急管理、复杂系统建模与仿真. 本文通信作者.

E-mail: hwwang@mail.hust.edu.cn

(**WANG Hong-Wei** Ph.D., professor in systems engineering in the Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology. His research interest covers logistics systems, public security and emergency management, and modeling simulation of complex systems. Corresponding author of this paper.)

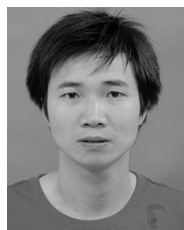


**祁超** 博士, 华中科技大学控制科学与工程系系统工程专业副教授. 主要研究方向为制造系统工程、生产计划与调度、设备维护.

E-mail: qichao@mail.hust.edu.cn

(**QI Chao** Ph.D., associate professor in the Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology. Her research interest covers manufacturing systems engineering, production planning and scheduling, and maintenance scheduling.)

of Science and Technology. Her research interest covers manufacturing systems engineering, production planning and scheduling, and maintenance scheduling.)

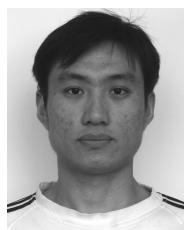


**魏永长** 华中科技大学控制科学与工程系系统工程专业博士研究生. 主要研究方向为物流与供应链管理.

E-mail: ivanwilts306@163.com

(**WEI Yong-Chang** Ph.D. candidate in the Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology. His research interest covers logistics and supply chain management.)

research interest covers logistics and supply chain management.)

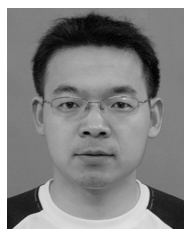


**李彬** 华中科技大学控制科学与工程系系统工程专业博士研究生. 主要研究方向为证据理论.

E-mail: libin.hust@yahoo.com.cn

(**LI Bin** Ph.D. candidate in the Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology. His main research interest is evidential reasoning.)

interest is evidential reasoning.)



**朱松** 华中科技大学控制科学与工程系系统工程专业博士研究生. 主要研究方向为供应链的动态性和复杂性、随机系统的稳定性.

E-mail: zhulonghust@smail.hust.edu.cn

(**ZHU Song** Ph.D. candidate in the Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology. His research interest covers dynamics and complexities of supply chain systems, and stability of stochastic systems.)

His research interest covers dynamics and complexities of supply chain systems, and stability of stochastic systems.)