

# 智能财务决策：软计算与机器学习集成

傅元略

**摘要：**在新经济新技术环境下，财务理论面临的新挑战是如何构建智能化模型来解决数字经济下的新问题，尤其是如何利用软计算技术和机器深度学习模型，解决投融资决策和资金配置优化的实际问题。本文研究了软计算智能模拟和机器深度学习应用理论问题，结合资金配置优化的应用范例来构建智能化模型，将软计算和机器深度学习模型集成应用于中高层以及执行人的财务决策过程，对于那些高度非线性过程控制和决策，更能展现智能财务决策的创新价值。

**关键词：**软计算；机器学习；智能财务决策；不确定性

**中图分类号：**F275；TP18 **文献标志码：**A **文章编号：**2095-8838(2019)06-0031-06

## 一、引言

在新经济新技术环境下，财务机器人和智能投顾机器人(下面统称“财务机器人”)的能力是否能超过财务专业人士(如财务总监、专业资深投资人)的能力，成为学界讨论的热点话题。就目前的情况来看，财务机器人的自我学习能力还比较低，其决策能力要低于专业人士的平均能力。然而，随着财务机器人学习能力和计算(软计算)能力提升，几年后可能具有自学能力，而且决策能力在一定范围内能超越财务专业人士的平均水平。这种具有自我学习能力的财务机器人由哪几方面构件组成的？能否把软计算和机器深度学习融合为一体？软计算和机器深度学习如何渗透到财务决策过程？能否与传统财务决策理论体系结合形成新理论——智能财务决策理论？本文试图将机器深度学习、软计算与传统财务决策理论融合，将软计算和深度学习融入到财务决策过程中形成智能财务决策理论，在资金配置优化决策、资产定价决策、股权估值决策、投资决策和风险管控决策等方面取得一些创新。本文还以资金配置优化为例建立智能财务决策模型，为机器学习和软计算融

合在财务决策应用提供了一个学科交叉研究范例。

## 二、财务决策中的软计算和机器深度学习

很多时候，财务决策人需要在模糊的信息或数据的基础上做出决策。现在的财务机器人或系统提倡应用软计算来处理不确定性问题、应用深度学习模型来处理大数据、通过不断自我学习形成能支持财务决策的精确模型。

### (一)软计算在财务决策中应用的可行性

Zadeh(1994)首先提出了软计算的概念，软计算与传统计算(硬计算)不同，它可以容忍不精确、不确定性和近似性。软计算在模拟人脑思维的基础上，形成了诸如模糊逻辑、人工神经网络、遗传算法、机器学习和专家系统等技术。软计算理论和技术已成为自动控制工程的一个重要研究领域，目前已成功地应用于国内商业和工业领域。随着低成本、高性能数字处理器的出现以及内存芯片成本的降低，软计算技术的应用领域将继续扩大。

1. 模糊逻辑。Zadeh(1994)提出了模糊逻辑的概念，将其作为一种表示自然的、不精确的人类知识的方法。模糊逻辑能使电脑等人工智能按照类似人的思维去考虑、推

收稿日期：2019-07-17

基金项目：国家自然科学基金项目(71372073)；教育部人文社会科学重点研究基地基金项目(16JJD790033)；厦门大学交叉学科重大攻关横向项目(XMUK8217002)

作者简介：傅元略，厦门大学管理学院教授，博士生导师。

理一些类似“远”“近”“快”“慢”等具有模糊概念的问题。在模糊逻辑系统中,模糊化是必要的步骤,因为现有传感器的输入值总是清晰的数值。模糊化接口将标准输入值转化为模糊语言值。推理机采用模糊输入和模糊规则库,生成模糊输出。模糊逻辑系统的最后一个处理元素是去模糊化,它的任务是产生清晰的输出值。模糊逻辑的最大优点之一是它为非线性控制系统的设计提供了一种实用的方法,这些非线性控制系统很难用传统方法进行设计。事实证明,软计算的模糊逻辑是控制非线性等复杂情景的有效方法。Fu和Fu(2012)研究了模糊逻辑系统的基本配置在企业价值估值中的应用。

2. 模糊人工神经网络(Fuzzy ANN)。模糊人工神经网络是受生物神经系统和大脑工作方式启发而产生的信息处理系统。模糊人工神经网络通常会有特定的应用,诸如应用于模式识别、数据识别、图像处理、股市预测、资金配置优化、信用风险评价等。人工神经网络的目标是使计算机更接近人脑的工作方式。如果输入和输出之间的关系是高度非线性的,那么人工神经网络的工作效果最好。人工神经网络非常适合解决没有算法或需要遵循特定规则集才能解决的问题。利用大量神经元相互连接组成的人工神经网络,将显示出人脑的若干特征,人工神经网络也具有初步的自适应和自组织能力。每个神经元执行一点操作,整个操作是这些神经元操作的加权和。神经网络必须经过训练,使一组已知的输入产生输出。培训通常是通过向网络提供教学,并让网络根据先前定义的一些学习规则改变其加权函数来完成的。人工神经网络是一个具有学习能力的系统,学习可以被监督,也可以不被监督。人工神经网络不是解决问题的通用工具,其结果取决于现有数据的准确性。在复杂的人工神经网络系统中,可能需要很多训练。人工神经网络可以处理不完整的数据集,在预测、投顾和决策支持等领域取得了成功。在这里,神经网络的输出根据所需的输出进行评估,如果结果与预期不符,则修改之前的权重,并重复该过程,直到出现非常小的误差为止。

3. 遗传算法(Genetic Algorithm)。遗传算法是现代AI技术中的关键技术之一,它是根据达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理的生物进化论过程提出的计算模型,也是一种模拟自然进化过程搜索最优解的方法。这种遗传算法的核心原理是子代继承父代优良特征。此算法常应用于机器学习、信号处理、自适应控制等领域。本文所提到的改进过程是基于局部搜索算法,旨在引导个体解决方案在确定的时间内达到局部最佳。因此,与深度学习模型相结合的遗传算法趋向于在局部取得最佳,另外,有学者已通过应用案例验证了沿边界搜索的遗传算法在不陷入局部

最优的情况下可以显著提高搜索效率。

此外,还有综合软计算方法。综合软计算是融合模糊推理、神经网络和遗传算法的重要综合应用。综合软计算方法可应用于并行、容错、自适应性和不定性管理方面,它使许多复杂的自动化自适应系统成为现实。一个成功的应用范例是,学者Komori(1992)利用融合了神经网络和模糊逻辑等方法的综合软计算方法设计了语音数据挖掘系统,用模糊集方法挖掘出未经加工的知识,最后结合神经网络算法进行优化。

## (二) 财务决策中的机器深度学习

机器学习是借助计算机来模拟人的学习行为获取知识,再将这些知识运用到人类活动的各领域。AlphaGo机器人的出现,使得机器深度学习(简称深度学习)成为当前研究的热门领域。Hinton等(2006)构建了逐层无监督的学习训练方法,解决了深层结构相关的优化难题。目前,深度学习被广泛应用于人脸识别、语音识别、无人驾驶、决策支持和文本大数据分析等领域。

软计算和机器深度学习具有一定交集(如神经网络),它们可被认为是AI应用的核心技术。2018年9月,中国信息通信研究院发布《2018人工智能发展白皮书》认为软计算和机器深度学习将成为推动数字经济发展的重要新技术。而且,笔者认为机器深度学习很有发展前景,它能适应各种场景应用,比如,在现实财务决策过程中通过利用少量财务数据构建出一个可靠的并能应用的模型,其决策能力可超过一般的财务人员的平均水平。

## 三、软计算和机器深度学习在财务决策中的应用

随着数字经济不断发展、AI应用逐渐普及,财务决策环境的不确定性也在不断增加。企业的研发投入不断加大,无形资产(包括专利和专有技术)的形成也在加速。但是,企业的研发投入很多作为期间费用列报在利润表上,能为企业今后创造价值的无形资产在财务会计账上没有全部反映。外部投资决策人看到的是当期的费用加大而利润减少,但无法看到研发投入的未来价值的展现。如何应用软计算的智能模拟和深度学习技术来解决这类问题,已成为迫在眉睫的事。

### (一) 软计算能够帮助解决财务决策中的智能模拟问题

软计算是处理不确定性环境下复杂问题的新方法。软计算在一定程度上是对人类逻辑思维的模拟和对模糊逻辑思维的综合。传统计算方法无法解决复杂性和不确定性带来的问题,尤其是不确定性带来的问题。现在运用软计算的智能模拟算法,引入模糊逻辑和推理,将决策人的心态、

经验等主观因素融入到软计算的智能思维方式中去，可以解决不确定性环境下的智能模拟问题。

如何应用软计算解决智能财务决策的问题是本文要探讨的核心问题。例如，传统上把研发投入归结为费用化和资本化的会计处理，这种认知模型在硬计算理论中，通常被理解为一个线性逻辑思维过程。传统计算无法测量研发投入背后所形成的庞大无形资产或智力资产在今后企业经营过程中可能产生的价值的力量。而软计算的认知模型观是线性和非线性认知观的继承和发展。它突破了传统的会计准则认知模式，可以模拟人的思维，判断研发投入未来可能产生的价值，将非线性的模糊逻辑和神经网络模型结合，为非线性企业价值函数设计提供了一种实用的方法。

#### (二) 机器学习在智能财务决策中应用的本质

我们现在想象一下，如果财务决策机器人配备了“记忆能力”(数据库)，它可以记住各类财务风险的情景和后果，那么在未来决策中碰到这样类似情景，机器人就会给出阻止这方面投融资的决定。这样的智能化系统就像人类的学习功能一样，在不断学习和训练中就能够自主积累知识和提升决策能力。机器帮助财务决策人做决策会不会出错？如果出错了怎么办？对于诸如具有数百层级和数万个神经元连接而成的复杂的神经网络系统来说，其层级、神经元以及每个神经元的经验参数的数量如此之大，以至无法解释局部原因。因此复杂的神经网络模型对我们来说仍然是一个黑盒子。也就是说，我们不知道计算机模型到底是如何学习，我们就无法对它改进和提升。因此，本文建议在机器学习的神经网络之上引入一个形式化的元模型方法，以自动完成形式化的正确性证明。例如，我们设想一种配备有传感器和神经网络的财务决策智能系统，它的学习目标是完成财务决策上所有相关行为。首先这套系统必须配备有庞大的知识库，并且能够感知本国和全球经济发展的实时情况。这些要求使得财务机器人的智能决策的出错概率大幅度降低。

#### (三) 不完整信息下的财务决策

在激烈竞争的市场中财务决策人面临着很多不确定性和不完整信息下的财务决策问题。诺贝尔奖获得者赫伯特·西蒙(Herbert A. Simon)提出，人们并不是按照经济学所说的那样理性地寻求最优的行动方案，而是按有限理性假说选择满意目标做出相应决策。这一有限理性假说告诉我们面对不完整信息的复杂问题时，人们往往选择比较满意的解决方案，而不是寻求最完美的解决方案。

许多支撑决策模型的算法都假定完整信息条件下的决策是闭环的。诸如，1997年，IBM公司的超级“深蓝”(Deep Blue)机器人击败了当时国际象棋的卫冕世界冠军；2016

年3月，谷歌公司推出了围棋超级软件系统AlphaGo击败了围棋世界冠军李世石。这两套系统都属于完整信息下的闭环决策。然而，不像棋类游戏，投融资活动中的很多财务和投资决策都属于不完全信息的决策问题，包括并购决策、企业价值估计决策、投资决策、财务预算等。

目前在会计领域所出现的财务机器人是财务流程管理自动化系统，自学习能力很低。而智能投顾机器人是一种真正具有一定自学习的智能机器人，它起源于金融危机(2008年)后的美国，近几年传统金融机构和投资人也开始使用人工智能和软计算来为财务决策服务，尤其是在投顾领域的应用比较流行。智能投顾机器人能为投资人决策提供智能化的决策支持，它的出现和快速发展给传统的投资顾问和理财产品管理带来了很大的挑战。

### 四、软计算和机器深度学习的应用实例：资金配置智能化模型

资金配置智能化系统是将软计算的智能模拟、机器深度学习系统与资金管理系统结合，形成资金配置优化机器人系统，该模型强调从传统的“财务经验驱动决策”向“智能系统驱动决策”转型的理念(傅元略，2018)。下面我们从资金配置优化的智能模型构建和理论进行探讨。

#### (一) 资金配置优化问题

大企业的资金管理优化系统是一个复杂的多目标优化系统。在一个大企业进行资金管理优化，应将其系统分解成许多更小的子系统，每个子系统都有自己的目标和约束，由此产生的各个子系统(责任中心)相互关联。然而，大企业的最常见的组织结构是层级化的结构，其中，高层级管控下一层级，反过来下层级反馈管控结果给上一层级，每一层级的管控目标和相应激励相挂钩(傅元略，2019)。在传统的分层资金管理结构中，决策是自上而下按顺序的方式进行的。在层次结构中的某一级别所做的决策受到上层已经做出的决策的约束。为了实现大企业资金流的高效运行，需要在不同层次的业务计划和资源配置中采用一种综合的、交互式的方法，以便在层次结构中的某个层次上进行决策，从而为下一层次的决策提供一个可行的目标。这种综合互动的方法已经成功地应用于供应链优化系统中(Luan等，2019)。通常企业的供应链资金占用的优化系统由三个子系统组成。物料资源计划子系统的目的是确定物料订购计划，以使物料的运输成本和原料的库存成本之和最小化。订单与供应计划子系统是根据给定的生产需求，在计划的范围内，确定每一种产品的交货计划，以使包括库存成本在内的资金占用成本最小化。每个子系统都有自己的目标和约束来生成一个资金管控计划，因此要得到理

论上的最优解决方案非常难,为了使其可行,对各子系统进行了优化,并对各子系统之间的数据交换处理,逐步减小了不可行的范围,从而达到次优(满意)解。

(二)决策目标和优化模型选择

企业的资金配置优化问题往往需要处理多目标优化问题,并根据时间、资金占用成本、内外部环境影响因素等多个约束条件进行决策。一般来说,与多目标优化相关的方法可分为两类:生成一组次优解和确定最佳折衷解(Ishibuchi和Murata,1998)。最好的折衷方案通常是选择次优方案,这是人类决策者的首选。目标函数值较小(偏差较小)的解被认为是比较满意的解。满意解(也称为帕累托优化的有效解或满意解)是指一个目标函数的任何改进只能以另一个目标函数为代价。为了搜索整个帕累托解集,下面将采用混合算法,这种算法是在选择一对父解时随机指定权重值,也就是说,每个选择都由不同的权重向量执行。将其应用于多目标资金配置优化的问题,证明了混合方法的高性能。利用该方法,决策者将多目标优化问题转化为单目标优化问题,并用单目标优化方法求解。交互式方法假定决策者只能在局部级别上为特定的次优解提供一些优序信息。在这种方法中,每个迭代生成一个次优解。然后,决策者通过指定某种类型的首选项来处理该解决方案,该首选项将确定要离开当前点的所需方向。如果决策者对解决方案满意,则流程停止。因此,在进行资金投入之前,采用基于模糊目标的交互式方法和传统的基于梯度的优化方法寻找次优解,以获得折衷解,在满足赊销和存货需求的同时可以降低资金占用成本。

(三)资金配置优化模型:模糊逻辑+机器深度学习

本节尝试建立一套数学模型,将资金配置优化的目标和配置策略融合到所创建的数学模型中,形成具体的资金配置优化数学模型,为实现智能财务决策的目标起到关键的作用。

1.智能财务决策系统的多目标设定和资源配置优化策略

某个上市公司在一个战略规划期内的 $t(=1, \dots, n)$ 时点的一个业绩状态向量为 $YJ_t = (YJ_{t1}, \dots, YJ_{tm})^T$ ,其中,包含 $m$ 项绩效指标,每一项业绩指标表示为四项变量 $A$ 、 $E$ 、 $Re$ 和 $Pr$ 的函数,具体见模型(1)。

$$YJ_{jt} = f_{jt}(A, E, Re, Pr) \quad (j=1, \dots, m) \quad (1)$$

上式中, $A$ 为行动方案, $E$ 为责任人努力程度, $Re$ 为资源配置优化策略, $Pr$ 为责任人风险偏好。公式(1)是一个比较复杂的包含四个变量业绩状态函数,这一函数的复杂关系不能用简单线性函数或抛物线函数来表示。企业责任人绩效目标的实现是一个资源应用和配置优化的复杂过程,

责任人在承担上级给定的业绩目标的同时,必须考虑其目标相对应的资源配置是否合理,也就是从企业整体目标考虑资源配置优化策略。我们可以通过业绩状态指标与责任人业绩目标向量进行比较来判断,见模型(2)。

$$YJ_t^{target} = (YJ_{t1}^{target}, \dots, YJ_{tm}^{target})^T \quad (2)$$

责任人可选定行动方案 $A$ ,责任人努力程度 $E$ 和责任人风险偏好 $Pr$ ,来模拟检测资源配置策略 $Re$ ,选择较优资源配置策略来构成组合策略 $Ta_i = (A^i, E^i, Re^i, Pr^i)(i=1,2, \dots, N)$ ,相应地,指定资金配置策略的业绩优势状态指标向量为模型(3)。

$$YJ_t^{Ta_i} = (YJ_{t1}^{Ta_i}, \dots, YJ_{tm}^{Ta_i})^T \quad (3)$$

指定责任人的资金配置组合策略 $Ta_i$ 的业绩状态值向量的每一个分量与业绩目标向量的偏差可按模型(4)和(5)中的偏差距离函数来定义。

$$Dist(YJ_{jt}^{Ta_i}, YJ_{jt}^{Target}) = \begin{cases} 0 & \text{如果 } YJ_{jt}^{Ta_i} - YJ_{jt}^{Target} \geq 0 \\ \frac{YJ_{jt}^{Ta_i} - YJ_{jt}^{Target}}{YJ_{jt}^{Target}} & \text{其他情况} \end{cases} \quad (j=1, \dots, m) \quad (4)$$

特别要注意,成本费用率类指标的偏差距离的计算公式单独列示:

$$Dist(YJ_{jt}^{Ta_i}, YJ_{jt}^{Target}) = \begin{cases} 0 & \text{如果 } YJ_{jt}^{Ta_i} - YJ_{jt}^{Target} \leq 0 \\ \frac{YJ_{jt}^{Ta_i} - YJ_{jt}^{Target}}{YJ_{jt}^{Target}} & YJ_{jt}^{Ta_i} - YJ_{jt}^{Target} > 0 \end{cases} \quad (5)$$

从而,企业选择了合理的权重 $(w_1, \dots, w_m)$ (在下一小节做具体确定),组合策略 $Ta_i$ 的状态值向量的综合偏差可按模型(6)定义。

$$SynDist(YJ_{jt}^{Ta_i}, YJ_{jt}^{Target}) = \sum_{j=1}^m w_j Dist(YJ_{jt}^{Ta_i}, YJ_{jt}^{Target}) \quad (6)$$

因此,从理论上说,责任人可选择一个组合策略 $Ta_i$ 使得模型(7)成立,那么 $Ta_i$ 就是在上述条件下的最优策略。

$$\begin{aligned} & \text{Min}_{Ta_i \in Ta} [\sum_{t=1}^n SynDist(YJ_{jt}^{Ta_i}, YJ_{jt}^{Target})] \\ & = \text{Min}_{Ta_i \in Ta} [\sum_{t=1}^n \sum_{j=1}^m w_j Dist(YJ_{jt}^{Ta_i}, YJ_{jt}^{Target})] \end{aligned} \quad (7)$$

上述的建模过程可用上遗传算法对多个资金优化策略进行模拟仿真,如果决策者对解决方案满意,则停止模拟可取其满意解。同时也将对责任人的行动方案 $A$ 、努力程度 $E$ 、和个人偏好的选择综合到管控优化的数学模型中。模型(7)从理论上告知,企业责任人可选择一个最优的组合策略 $Ta_i$ 使得责任人达到上一级设定的目标。

2.模糊逻辑与机器深度学习模型应用和资金配置策略优化

由于人的偏好本质上是模糊的,其精确的描述并不容

易,模糊问题集被认为是描述人类偏好的更好选择。下面尝试应用FNN(模糊神经网络模型)来解决这个问题。典型的FNN模型基本上由模糊化、模糊推理和去模糊化功能模块组成。图1说明了FNN模型的五个层,分别是输入层、模糊化、推理、去模糊化、输出层(决策)。前两层是模糊化发生的地方,隐藏层充当推理机,输出层进行去模糊化。根据所采用的模块,预先设定每层的节点数及其相应的权重。Yang等(2004)采用新的FNN方法进行“在线”训练,这种新方法可以重新编码以前的训练类别,而不忘记以前的训练模式,以适应环境的变化,并且是自组织的。它适用于具有一定自动感知的人机融合系统,包括资金配置优化系统。

在这一创新的FNN方法中,神经网络学习算法被应用于提高模糊系统的性能。模糊的因果规则由这些学习方法生成和调整,使用数值数据。在本研究中,FNN方法有五个层次如图1所示。

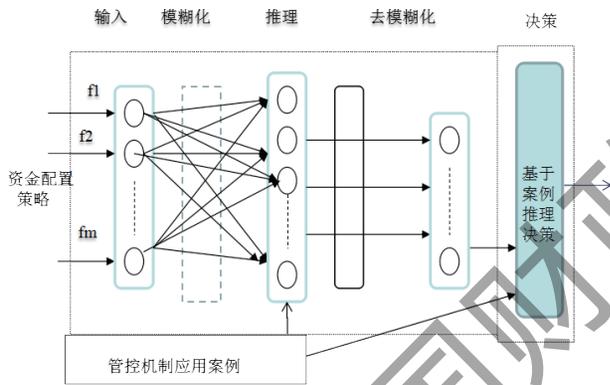


图1 模糊神经网络结构

图1中结构的五个层级是输入层、模糊化、推理层、去模糊化、输出决策。下面将“去模糊化”放到下面的“归一化层”中,把推理层放到“输出决策层”中形成如下4步骤。

(1)输入层。输入层共有r个输入向量,每个输入向量都被赋予一定的权重W。输入层向量用X表示,其中xi是其向量的第i个分量,隐含层由m个向基神经元组成。

(2)模糊化层。本层级主要应用高斯型函数(如下式)来表示模糊化的隶属度函数:

$$\mu_{ij} = \exp\left(-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right) \quad (i = 1, 2, \dots, r; j = 1, 2, \dots, m) \quad (8)$$

其中 $c_{ij}, \sigma_{ij}^2$ 分别为隶属度函数的均值(中心点)和方差(宽度),r为输入变量个数,m为神经元个数;第j个神经元的输出是:

$$\omega_j = \exp\left(-\sum_{i=1}^r \frac{(x_i - c_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right) \quad (j = 1, 2, \dots, m) \quad (9)$$

(3)归一化层。这一层的神经元数等于第二层的神经

元数,在本层的第j神经元的输出是:

$$\psi_j = \frac{\omega_j}{\sum_{k=1}^m \omega_k} = \frac{\exp\left(-\sum_{i=1}^r \frac{(x_i - c_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right)}{\sum_{k=1}^m \exp\left(-\sum_{i=1}^r \frac{(x_i - c_{ik})^2}{2\sigma_{ik}^2}\right)} \quad (10)$$

(4)决策输出层。决策者可以借助于公式(11),结合应用管控机制应用案例推理法(Case-based Reasoning, CBR)获得满意决策的目标权重( $w_1, \dots, w_m$ )。并结合前面的第三层级的结果可以得到:

$$y(X) = \frac{\sum_{j=1}^m w_j \exp\left(-\sum_{i=1}^r \frac{(x_i - c_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right)}{\sum_{k=1}^m \exp\left(-\sum_{i=1}^r \frac{(x_i - c_{ik})^2}{2\sigma_{ik}^2}\right)} \quad (11)$$

上述的四个步骤可嵌到一个小系统,对不同的参数 $c_{ij}, \sigma_{ij}^2$ 进行必要模拟训练学习,可以不断提高这一综合模型的智能化,能产生更合理的资金优化策略 $Ta_i$ 。近年来这种机器深度学习模型在财务决策方面的应用研究开始不断深入,笔者预计未来将会研究出一套财务决策智能化系统能帮助企业高管人员做好资源配置优化和各项财务决策。

本节构建的模型具有两方面的价值:一方面,在智能财务决策系统层面,软计算和机器深度学习模型可集成并应用于中高层以及执行人的财务决策过程,并且系统能与经验丰富的管理人员进行必要的人机互动学习,达到人机优势互补。而中低层经理的财务决策支持仍可用硬计算模型,通过定义明确的控制程序和过程模型进行管控决策。另一方面,在算法层次上,软计算与机器深度学习的融合应用于中层经理的日常财务决策,尤其对于那些高度非线性过程控制和决策更具价值。也就是说,财务决策层级越高,软计算和机器深度学习模型的应用就越重要。

## 五、结论和未来研究

智能财务决策理论研究是一个学科交叉研究的新领域,它能够用计算机技术帮助解决传统财务决策中遇到的难题和困惑。本文以资金配置优化为例来研究财务决策智能化的实际问题,得到如下的结论:首先,机器深度学习能适应各种场景应用,如财务决策支持的应用,通过利用少量财务数据,在现实财务决策过程中构建出一个可靠的并能应用的模型,其智能水平可能超过一般的财务人员的决策能力。其次,关于软计算和机器深度学习应用理论的探讨发现了两方面的价值:(1)软计算和机器深度学习模型可集成并应用于中高层以及执行人的财务决策过程,并且系统能与经验丰富的管理人员进行必要

的人机互动学习,达到人机优势互补。(2)在算法层次上,软计算与机器深度学习的融合可应用于中层经理的日常财务决策,尤其对于那些高度非线性过程控制和决策就更具应用价值。

根据上面的研究成果和总结,未来的智能财务决策理论和应用研究可继续关注以下三大问题:(1)智能财务决策的理论研究;(2)针对具体的财务决策问题的智能模型构建和应用研究;(3)对企业财务决策支持智能化系统进行系统研究和开发。

主要参考文献:

[1]傅元略.财务智能理论:智能体与情景情绪计算融合[J].财务研究,2018,(6):14-20.  
 [2]傅元略.智慧会计:财务机器人与会计变革[J].辽宁大学学报,2019,(1):68-67.  
 [3]Fu, J., Fu, Y. An adaptive multi-agent system for cost collaborative management in supply chains[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2015,44(1):91-100.  
 [4]Fu, Y., Fu, J. Appraising knowledge assets from the view of value creation[J].International Conference on Management Science & Engineering, 2012,9:20-22.  
 [5]Fu, Y., Fu, J. Analyzing the effect of collaborative cost management in supply chain by case-based reasoning[J].

Journal of Software,2013,8(2):367-374.  
 [6]Hinton, G. E., Salakhutdinov, R.R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313: 504-507.  
 [7]Hinton, G.E., Osindero, S., Teh, Y. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Computation, 2006, 18: 1527-1554.  
 [8]Ishibuchi,H., Murata, T. A multi-objective genetic local search algorithm and its application to flowshop scheduling[J]. IEEE Trans. Man Cybernet. 1998, 28:392-403.  
 [9]Jing,L.,Zhong,Y.,Futao,Z.,Xin,S. A novel method to solve supplier selection problem: Hybrid algorithm of genetic algorithm and ant colony optimization[J].Mathematics and Computers in Simulation,2018.  
 [10]Komori, Y. A neural fuzzy training approach for continue speech recognition improvement[C]. International Conference on Acoustics,Speech, and Signal Processing,1992: 405-408.  
 [11]Sakawa,M., Yano,H. An interactive fuzzy satisficing method using augmented minimax problems and its application to environmental systems[J]. IEEE Trans. Syst. Man Cybernet.1985,(15):720-729.  
 [12]Zadeh, L.A. Fuzzy logic, neural networks, and soft computing[J]. Communications of the ACM. 1994, 37(3):77-84.

## Intelligent Financial Decision-Making: Integration of Soft Computing and Machine Learning

FU Yuan-lue

**Abstract:** Under the environment of new economy and new technology, the new challenge of financial theory is how to build intelligent model to solve the new problems under the digital economy, especially how to use soft computing technology and machine deep learning model to solve the practical problems of investment and financing decision-making and capital allocation optimization. This paper studies the application theory of soft computing intelligent simulation and machine deep learning, and constructs the intelligent model combining with the application example of capital allocation optimization. The integration of soft computing and machine deep learning model is applied to the financial decision-making process of the middle and high level as well as the executor, for those highly nonlinear process control and decision-making, it can show the innovative value of intelligent financial decision-making.

**Key words:** soft computing; machine learning; intelligent financial decision-making; uncertainty  
 (责任编辑 王安琪)