

基于贝叶斯网络的银行操作风险管理系统

刘家鹏, 詹原瑞, 刘睿

(天津大学管理学院, 天津 300072)

摘要: 针对金融机构操纵风险具有构成复杂、涉及诸多复杂因素、难以结构化、缺少历史数据等特点, 将贝叶斯网络技术引入银行操作风险建模。银行操作风险是由不完善的或有问题的内部程序、人员及系统或外部事件所造成损失的风险, 难于建模与度量。贝叶斯网络是基于贝叶斯决策理论的因果建模技术, 它很好地用于建立操作风险度量系统并作为操作风险度量的基础。通过实例演示了贝叶斯网络在银行操作风险方面的建模与应用, 给出基于贝叶斯网络的银行操作风险管理的系统构架。

关键词: 操作风险; 贝叶斯网络; 因果建模; 情景分析; 不确定性推理

Management System of Bank Operational Risk Based on Bayesian Network

LIU Jia-peng, ZHAN Yuan-rui, LIU Rui

(School of Management, Tianjin University, Tianjin 300072)

【Abstract】 This paper uses Bayesian network to model operational risk of bank that is difficult to model and measure. Operational risk is the risk resulting from inadequate or failed internal processes, people and systems or from external events. After reviewing operational risk of bank and Bayesian networks, this paper illustrates how to use Bayesian networks to manage operational risk by examples, including measure risk, casual modeling, scenario analysis and etc. This paper also gives a Bayesian network model framework of operational risk.

【Key words】 operational risk; Bayesian network; causal modeling; scenario analysis; uncertainty reasoning

1 概述

随着金融全球化的深化、金融管制的放松、以及高新技术的采用, 金融机构的产品越来越丰富、业务种类越来越多, 银行等金融机构面临的风险越来越高, 能否有效地对各种风险进行科学的管理和防范至关重要。金融机构所面临的风险大体可以分为市场风险、信用风险以及操作风险。市场风险和信用风险理论与技术经过多年的发展已经较为成熟。虽然操作风险很早就引起学者与风险管理者的注意, 但最近几年才被引起重视。

根据新巴塞尔协议^[1]: 操作风险是指由不完善的或有问题的内部程序、人员及系统或外部事件所造成损失的风险。本定义包括法律风险, 但不包括策略风险和声誉风险。也就是说, 操作风险是指在金融机构内由于顾客、不足的内部控制、系统或控制失败以及不可控制的事件所引起损失的可能性。市场风险主要来自于金融产品价格的波动, 信用风险则来自于借款者偿还能力的变化, 而绝大多数的操作风险归因于有意或无意的、来自企业内部或外部的人为操作失误。Basel银行监管委员会定义了7种操作风险损失事件类型: 内部欺诈; 外部欺诈; 雇员活动和场所的安全问题; 客户、产品和业务活动的安全问题; 银行维系经营的实物资产损坏; 业务中断和系统错误; 行政、交付和过程管理等。多数直接与人为操作有关。

由于研究历史较短, 因此数据与建模经验都非常少。另一方面, 操作风险主要来源于企业的日常营运, 人为因素在引发操作风险的因素中占有直接的、重要的地位。操作风险涉及诸多复杂因素, 其构成也复杂, 难以结构化, 风险暴露

也不清晰, 在不同的个体间存在较大的差异, 并且对风险发生的特定环境具有高度的依赖性。因此, 对操作风险建模非常困难。

由于以上的特点, 导致了操作风险难以度量和和管理。如何使用定量的方法来度量操作风险, 将操作风险纳入整个银行的风险管理体系, 对这个问题的研究才刚刚起步。处理复杂系统及其相关不确定性需要复杂的估计与度量。贝叶斯网络是基于贝叶斯决策理论的因果建模技术。它能够用于建立操作风险度量系统并作为操作风险度量的基础。

最初人们采用概率推理的方法来解决不确定性问题, 但对许多复杂的实际问题来说, 单纯的概率推理是难以处理的。Pearl于1986年提出简单而有效的贝叶斯网络来解决这类问题, 目前贝叶斯网络成为人工智能领域的研究热点之一。

文献[2]将贝叶斯网络介绍到金融领域, 文献[3]演示了一些在操作风险方面的应用, 尤其是在过程建模方面。文献[4]将贝叶斯网络技术应用于网络安全评估, 监控网络风险。文献[5]利用贝叶斯网络来对外汇与货币市场的操作风险进行建模与管理。这些文献给出的主要是框架而不是细节, 本文将较为详细地给出贝叶斯网络在操作风险方面的应用。

2 贝叶斯网络

贝叶斯网络又叫概率因果网络、信任网络、知识图等, 是一种有向无环图。贝叶斯网络用图形来表示变量间连接概

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(70573076)

作者简介: 刘家鹏(1969-), 男, 博士研究生, 主研方向: 金融工程, 智能计算; 詹原瑞, 教授、博士生导师; 刘睿, 博士研究生

收稿日期: 2007-10-20 **E-mail:** lj@tju.edu.cn

率关系。节点表示领域变量；有向边表示结点间的依赖关系；对每一个节点都对应一个条件概率分布表，该分布表指明了该变量与父节点之间的依赖关系。

因此，一个贝叶斯网络由 2 个部分构成：

$$BN = (S, P)$$

$$S = \{(X_j, X_i) | X_i \in X, X_j \in pa_i\}$$

$$P = \{p(X_i | pa_i) | X_i \in X\}$$

(1) 具有 k 个节点的有向无环图 S 。如图 1，图中的节点代表随机变量，节点间的有向边代表了节点间的相互关联关系。节点变量可以是任何问题的抽象；通常认为有向边表达了一种因果关系，因此，贝叶斯网络也叫做因果网络。

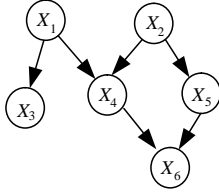


图 1 简单贝叶斯网络

有向图蕴涵了条件独立性假设，贝叶斯网络规定图中的每个节点 X_i 条件独立于由 X_i 的父节点给定的非 X_i 后代节点构成的任何节点子集，即如果用 $N(X_i)$ 表示非 X_i 后代节点构成的任何节点子集，用 $Pa(X_i)$ 表示 X_i 的直接双亲节点，则：

$$P(X_i | N(X_i), Pa(X_i)) = P(X_i | Pa(X_i))$$

(2) 与每个节点相关的条件概率表 P 。条件概率表可以用 $P(X_i | Pa(X_i))$ 来描述，它表达了节点同其父节点的相关关系——条件概率。

由图 S 和概率表 P 构成贝叶斯网络。它通过有向图的形式来表示随机变量间的因果关系，并通过条件概率将这种关系数量化，可以包含随机变量集联合概率分布，是一种将因果知识和概率知识相结合的信息表示框架。

完整的概率模型必须具有表示所研究变量的联合分布的能力。完全的联合分布表需要指数级的规模， n 个节点需要 $O(2^n)$ 规模的概率表；由于贝叶斯网络假定了条件独立性，因此只需考虑与该变量相关的有限变量，可以大大简化问题的求解难度，从而使得许多复杂问题得到可行的解决方案。由于独立性假设，联合分布可以分解为几个局部分布的乘积：

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_i P(x_i | pa_i)$$

从上式可以看出，需要的参数个数随网络中节点个数呈线性增长，而联合分布的计算呈指数增长， n 个节点，每个节点的父节点数不超过 k ，则概率表的规模为 $O(n \cdot 2^k)$ 。网络中变量间独立性的假定是实现紧凑表示的关键。它大大降低了知识获取与推理的复杂度。

基于贝叶斯网络的推理实际上是进行概率计算。在给定贝叶斯网络模型的情况下，根据已知条件利用贝叶斯统计中的条件概率的计算方法，计算相关节点发生的概率。由于贝叶斯网络具有条件独立的特点，在知识获取时，只需关心与节点相邻的局部网络图，而在推理计算时，只要知道节点的相关节点的状态，即可估计该节点的发生概率。也就是说，贝叶斯网络简化知识获取与推理的过程。

实际上，可以通过贝叶斯网络计算任何事件的概率。贝叶斯网络可以将复杂的联合概率计算简化为一些局部概率的乘积。

例如，条件概率 $P(f | a, b, c, d, e)$ 可以通过下式计算：

$$P(f | a, b, c, d, e) = \frac{P(a, b, c, d, e, f)}{P(a, b, c, d, e)} = \frac{P(a, b, c, d, e, f)}{\sum_{f'} P(f', a, b, c, d, e)}$$

$$= \frac{\prod_{i=1}^n P(x_i | pa_i)}{\sum_{f'} \prod_{i=1}^n P(x_i | pa_i)}$$

另一方面，贝叶斯网络可以综合先验信息和样本信息，这在样本难得时特别有用，可以发现数据之间的因果关系，适合于处理不完整数据集，这是其他模型难以达到的。

连续随机变量的贝叶斯定理有如下的形式：

$$\pi(\theta | x) = \frac{p(x | \theta) \pi(\theta)}{\int_{\theta} p(x | \theta) \pi(\theta) d\theta}$$

$$\pi(\theta | x) = \frac{p(x | \theta) \pi(\theta)}{\int_{\theta} p(x | \theta) \pi(\theta) d\theta}$$

其中， $\pi(\theta)$ 为先验分布密度， $p(x | \theta) \pi(\theta)$ 为样本信息，而 $\pi(\theta | x)$ 是在给定样本 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 的条件下， θ 的条件分布密度函数，称为 θ 的后验分布密度函数，或称为后验分布。

从贝叶斯公式可以看出，后验信息是由先验信息与样本数据综合得到的。也就是说，可以通过样本信息使先验信息得以改善。因此，贝叶斯公式中蕴含有一种学习机制，使用贝叶斯公式的学习机制来改善系统的功能，就称为贝叶斯学习。现以正态分布为例，分析其学习机制。

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自正态分布 $N(\theta, \sigma^2)$ 的一个样本，其中 σ^2 已知， θ 未知。为了求 θ 的估计量 $\hat{\theta}$ ，取另一个正态分布 $N(\mu, \tau^2)$ 作为该正态均值 θ 的先验分布，即取先验为

$$\pi(\theta) = N(\mu, \tau^2)$$

用贝叶斯公式计算出后验仍为正态分布，后验密度为

$$\mu_1 = \frac{(\frac{1}{\tau^2} \mu + \frac{n}{\sigma^2} \bar{x})}{(\frac{1}{\tau^2} + \frac{n}{\sigma^2})}$$

$$\frac{1}{\tau_1^2} = \frac{1}{\tau^2} + \frac{n}{\sigma^2}$$

$$\pi(\theta | x) = N(\mu_1, \tau_1^2)$$

由此可见，这样得到 θ 的估计量 $\hat{\theta}$ 是先验分布中的期望 μ 与样本均值 \bar{x} 按各自的精度的加权平均。因为 τ^2 是 $N(\mu, \tau^2)$ 的方差，它的倒数 $1/\tau^2$ 就是 μ 的精度。样本均值 \bar{x} 的方差是 σ^2/n ，它的倒数 n/σ^2 就是样本均值 \bar{x} 的精度。方差越小者在后验均值中所占的比重越大，方差越大者在后验均值中所占的比重越小。此外，样本数目 n 越大，则 σ^2/n 越小，则样本均值 \bar{x} 在后验均值中所占的比重越大。如果 n 无限增大，则先验均值在后验分布中的影响将变得很小。这说明贝叶斯公式求出的后验确实对先验信息和样本数据进行了合理的综合，其得到的结果比先验信息或样本数据都更完善。在先验分布密度函数得到合理确定的条件下，后验分布密度函数比单纯使用样本信息更符合实际，比单纯先验密度分布函数也更接近于实际。

在贝叶斯方法之下，可以将先验信息和样本数据统一起来，得到后验信息。得到的后验信息作为新的先验信息进入下一轮计算，与进一步获得的样本信息综合，求得下一个后验信息。如此反复，随着计算次数的增多，原始先验信息的影响逐渐减弱，样本信息的影响越来越显著。如果样本的噪音很小，得到的后验信息将越来越接近于实际。

3 贝叶斯网络的功能与应用

贝叶斯网络是处理不确定性信息的重要工具。这归功于贝叶斯网络良好的知识表达框架与简化的概率推理计算过程。在银行操作风险管理中，借助贝叶斯网络人们能揭示和发现许多概率依赖关系。贝叶斯网为因果关系的表示提供了一个便利的框架，它是一个功能强大的能处理不确定性的工具。贝叶斯网用图形模式描述变量集合间的条件独立性，而且容许将变量间依赖关系的先验知识和观察数据相结合。

下面考虑一个银行客户流失的例子来演示贝叶斯网络在金融机构操作风险管理上的应用。假定一个社区有 2 家银行，银行客户流失是由于服务不好和竞争对手的争取造成的。根据历史经验，本行服务在 80% 的情况下是好的，20% 的情况下服务并不令人满意，比如说业务员操作不熟练、客户等待时间过长等。同时，在激烈的竞争条件下，竞争对手经常搞一些促销活动，这也能造成部分客户流失。大约有 10% 的时间里竞争对手在搞促销。另外还有一定的信息反馈，如果服务不好，会有 70% 的客户打来电话投诉，但即使服务好，仍有 5% 的客户由于其他的原因而投诉，具体数据见图 2。

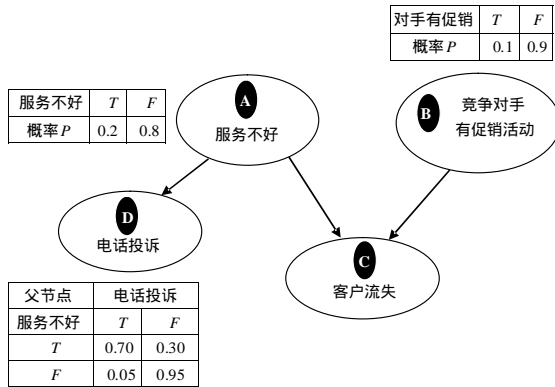


图 2 构建贝叶斯网络

下面将以此例为基础分别讨论贝叶斯网络的实际功能，以展示贝叶斯网络在处理不确定信息的智能化系统中应用。

3.1 知识表示

基于贝叶斯网络的知识表示包括定性知识和定量知识。定性知识是指网络的结构关系，表达事件之间的因果联系，主要依靠专家经验、专业文献和统计学习。定量知识包括边缘概率和条件概率，表达原因对结果的影响程度，主要来源于统计数据、专业文献和专家经验。一张贝叶斯网络图就是专业知识、专家经验、统计数据等各方面的知识综合与表示。图 2 就是根据上述实例中数据构建的贝叶斯网络，也是其中相关知识的具体表示。

3.2 因果推理

由原因推知结论，是一种自顶向下的推理。目的是由原因推导出结果，从一定的原因或证据，使用贝叶斯网络推理计算，求出在给定原因的情况下结果发生的概率。如在本例中，在正常情况下计算客户的流失概率为 23.2%，见图 3。

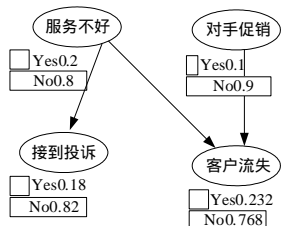


图 3 用贝叶斯网络进行因果推理

此时接到投诉的概率为 18%。如果客户流失，投诉的概率会上升为 45.3%。

3.3 诊断推理

由结论推知原因，是一种自底向上的推理过程。目的是在已知结果时，找出产生该结果的各种原因的可能性。已知发生了某些结果，根据贝叶斯网络计算，得到造成该结果发生的原因和发生的概率。该推理常用在原因分析或故障诊断中，目的是找到事故发生原因。

如在本例中，假设某一客户流失，如何分析其原因。利用贝叶斯法则可以计算出：

$$P(\text{服务不好}|\text{客户流失}) = 62.1\%$$

$$P(\text{对手有促销}|\text{客户流失}) = 14.7\%$$

3.4 支持推理

提供其他证据以支持解释所发生的现象。目的是利用佐证分析引起事件发生的各种原因的可能性。

如果客户流失，而且接到了客户投诉，此时由于服务不好造成客户流失的可能性上升为

$$P(\text{服务不好}|\text{客户流失, 接到投诉}) = P(a|c, d) = \frac{P(a, c, d)}{P(c, d)}$$

$$\frac{P(a)P(d|a)P(c|a, d)}{P(a, c, d) + P(\neg a, c, d)} = 95.8\%$$

而由于竞争对手搞促销活动的可能性降为

$$P(\text{对手有促销}|\text{客户流失, 接到投诉}) = 12.7\%$$

3.5 情景分析

通过改变各个因素的参数，也就是人为的设置各个事件的发生与否，分析对其他事件的影响。可以得出其对结果的影响程度，也可以分析出结果对各种因素的依赖程度。

例如，如果客户流失，而没有接到任何客户投诉，此时由于服务不好造成客户流失的可能性上升为

$$P(\text{服务不好}|\text{客户流失, 没有接到投诉}) = 34.1\%$$

而由于竞争对手搞促销活动的可能性降为

$$P(\text{对手有促销}|\text{客户流失, 没有接到投诉}) = 16.25\%$$

3.6 压力测试

压力测试是情景风险的一种，是指在极端情景下，分析发生的结果，发现问题，制定相应的改进措施的方法，目的是防止出现重大损失事件。

接上例，如果服务不好，而且竞争对手也在搞促销，则客户流失会非常严重。经过模型运算，客户流失率为 90%。

4 银行操作风险贝叶斯网络模型的建立

图 4 给出一个基于贝叶斯网络的银行操作风险管理模型框架。

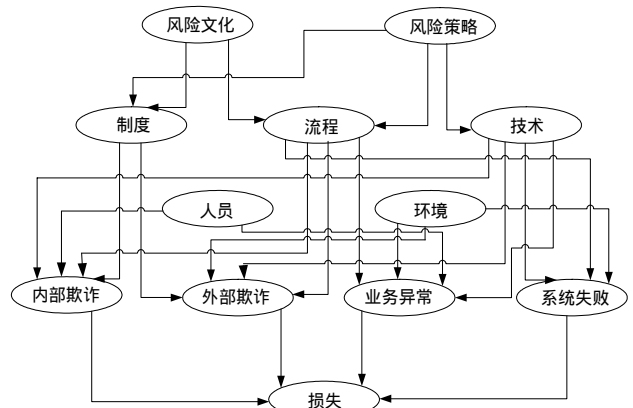


图 4 系统框架

(下转第 271 页)