

多指标群决策方法及其在股票方面应用的^①

孙巍巍, 钟叔玉

(昆明理工大学 管理与经济学院, 云南 昆明 650093)

摘要 文章提出了1种利用多指标群决策解决股票预测问题的思路. 利用多指标群决策中的多种排序方法集结出决策人对于方案的偏好; 同时, 利用得出的方案的偏好, 求出决策人对于指标的偏好, 并将此应用于股票预测中.

关键词: 群决策; 预测; 指标; 方案; 股票; 偏好分析

中图分类号: G201

文献标识码: A

文章编号: 1007-855X(2002)01-124-05

0 引言

多指标群决策问题广泛存在于社会、经济、管理等各个领域, 如何集结个人的偏好以形成群的偏好, 以及如何根据群的偏好, 得出对于指标的偏好, 都是我们关注的问题. 尤其在证券市场中, 对大多数投资者来说, 对股票信息的拥有往往是有限的, 但他们又迫切需要有客观的、明确的预测结果以及准确的对于股票主要影响因素的分析.

1 多指标群决策的概念及其方法

1.1 多指标群决策的概念

多指标决策, 属于多目标决策的一种. 所谓多目标决策, 是指在多个目标间相互矛盾、相互竞争的情况下所进行的决策. 多目标决策问题最显著的特点是: 目标间的不可公度性和目标间的矛盾性. 所谓目标间的不可公度性是指各个目标没有统一的度量标准, 因而难以进行比较. 所谓目标间的矛盾性是指如果采用一种方案去改进某一目标的值, 可能会使另一目标的值变坏. 多指标决策, 它主要解决具有多个属性(指标)的有限方案的排序和优选问题.

在社会、经济、科技迅速发展的今天, 决策者面临的决策环境往往错综复杂, 要想尽可能做出正确的决策, 除改进决策方法之外, 还必须依靠集体的智慧进行决策, 即进行群体决策. 群决策的研究越来越受到人们的关注, 是决策科学的重要研究领域. 群决策, 即GDSS, 顾名思义, 是解决多个决策人共同决策的问题. 它是一种基于计算机和通讯的人机交互系统, 通过让参与决策的多人以群体形式一起工作, 使非结构化的难以解决的问题变得相对容易. 群决策是相对于个人决策而言的, 群决策集成了群体中多个成员的意见形成集体意见, 发挥了集体智慧. 面临许多重大问题时往往都需要进行群决策.

多指标群决策希望解决的问题是如何集结群体成员的偏好以形成群的偏好, 然后根据群的偏好对决策方案进行排序或从中选择群所最偏爱的方案. 还应注意的是, 这里的群决策, 不仅仅指多个决策人的决策, 还可以指多种方法的共同决策, 这在某些文献里又称为组合决策. 它是指将多种决策方法同时用于解决同一问题, 而后对所得到的几种决策结果进行综合比较, 并利用适当的模型、方法将这些决策结果集成为一个更加符合实际的决策结果的过程. 这是在本文中着重讨论的问题.

因为在现实生活中, 同一个问题可能会出现多种解决方法, 不同的决策方法各有其特点和优缺点. 目前没有(也不可能)有一种十全十美, 可以代替其他任何方法的方法. 对于一种具体的多指标决策问题, 最好是采用几种方法进行求解, 并把几种方法得到的结果进行比较、综合、集结, 以求得一个比较可靠的最终

^① 收稿日期: 2001-08-31;

基金项目: 云南省基础研究资金(99044);

第一作者简介: 孙巍巍, 女, 1977年生, 在读工学硕士; 主要研究方向: 数据仓库.

排序结果, 这种排序结果肯定比单一决策方法得到的排序结果更加合理, 更加令人信服, 这也就是我们所要研究的多指标群决策问题。

1.2 多指标群决策的方法及其步骤

1.2.1 多指标群决策的方法

多指标群决策有很多种方法, 现介绍以下四种方法:

1) 基于等价类的预测方法

这种方法的思想是采用某些准则对各结论与各决策者的关系进行化简, 然后再对简化后的关系进行等价类划分, 最终确定所选择的最佳方案。具体做法是: 首先基于结论可信度和基于决策者可信度进行结论关系的化简, 然后根据可信度之间满足的关系划分不同的等价类。依据各等价类的可信度顺序, 选择可信度最大的等价类。最后, 在可信度最大的等价类中根据阈值确定和选择优化的方案。具体做法请详见文献^[2]。

2) 基于优距数、劣距数的预测方法

这种解法与解法一类似, 也是借助一种标准来进行排序, 所不同的是它利用偏爱度作为标准。这种方法撇开决策个体的效用函数的表达式, 引进方案的优距数和劣距数概念, 并借助方差分析确定群体对各方案的偏爱度。据此, 给出一个对离散群体多指标决策问题(GVP)进行群体排序的有效方法。具体求法请详见文献^[3]。

这种方法的好处是不依赖于决策个体的效用函数。因为在实际中, 要求群决策中每个决策个体都给出各自的效用函数表达式是很困难的。

3) 基于熵的一种解法

它的思想是: 合作决策群优化的充要条件是群中各专家的决策误差趋于零。它构造了一个合作决策群优化的熵模型, 从而求出最优方案。具体做法请详见文献^[5]。

4) 一种有限方案多目标群决策方法

这种方法根据多目标群决策问题的特点, 提出了一种有限方案多目标群决策方法, 将多维偏好分析的线性规划方法推广到分析有限方案多目标群决策问题, 用于分析各决策人对各方案的偏好, 通过对各决策人给出的方案两两比较, 得出各决策人对于方案的偏好。然后集结各决策人的偏好形成群体偏好。具体做法详见文献^[4]。

1.2.2 多指标群决策问题的求解过程

多指标群决策问题的求解过程, 一般都涉及四个方面的内容, 即指标的选取及定性指标的定量化、决策矩阵的规范化、方案的综合排序以及多种方法的集结技术。具体过程如图 1 所示。

1) 决策矩阵的规范化

设多指标群决策问题的方案集为 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$, 指标集为 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$, 则定量型多指标决策问题可用决策矩阵 $X = (x_{ij})_{m \times n}$ 表示, 其中 x_{ij} 为第 i 个方案在第 j 个指标下的取值(属性值)。

由于上面提到的多目标决策问题最显著的特点即各决策指标间存在不可公度性和矛盾性, 各指标的量纲和数量级往往是不相同的, 为了消除这种差异对决策结果的影响, 在求解多指标决策问题时, 首先应对决策矩阵进行规范化(标准化)处理。

决策指标的类型一般有四种, 即效益型、成本型、固定型和区间型, 其中前两种类型在实际问题中出现的最多。目前常用的规范化方法有向量规范化法、线性变换法、极差变换法等。其中极差变换法是目前多指标决策问题求解中用的最多的决策矩阵规范化方法, 其变换式为:

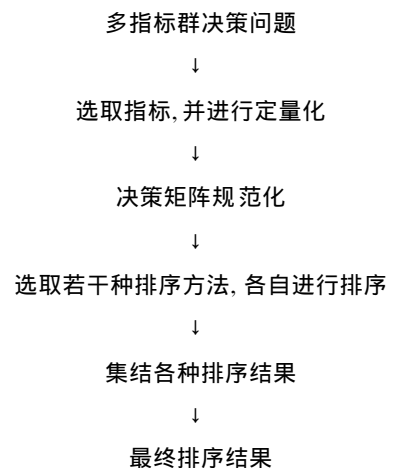


图 1 高指标群决策求解过程图

对效益型指标, 令 $r_{ij} = (x_{ij} - \min_i x_{ij}) / (\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}), (i = 1, \dots, m, j \in T_1)$

对成本型指标, 令 $r_{ij} = (\max_i x_{ij} - x_{ij}) / (\max_i x_{ij} - \min_i x_{ij}), (i = 1, \dots, m, j \in T_2)$

其中 T_1, T_2 分别为效益型和成本型指标的下标的集合.

2) 多种方法的集结技术.

如果我们只是用各种方法独立地求出几种方案排序来, 对我们的决策工作是毫无用处的, 关键在于如何综合这些排序, 从而得出一种最优的排序, 这就是所谓的集结技术. 对于综合排序方法集结技术, 常用的有三种: 平均值法, Borda 法和 Copeland 法. 现分别进行介绍:

1) 平均值法

它的原理是: 求出每个决策方案在不同排序结果中所排位次的算术平均值, 基于平均值从小到大排序. 若两个方案对应的平均值相同, 则有较小方差的那个方案应排在前面. 该原理描述为:

设组合决策中共选用 s 种综合排序方法, 决策方案 A_i 在第 k 种方法下所排的位次为 $P_{ik} (i = 1, \dots, m, k = 1, \dots, s)$, 令

$$a_i = 1/s * \sum_{k=1}^s P_{ik}, (i = 1, \dots, m)$$

按 a_i 的值对决策方案进行排序, a_i 越小, 则 A_i 的位次越靠前.

若对方案 A_i 和 A_j 有 $a_i = a_j$, 则比较方差

$$\sigma_i^2 = 1/(s-1) \sum_{k=1}^s (P_{ik} - a_i)^2 \text{ 以及 } \sigma_j^2 = 1/(s-1) \sum_{k=1}^s (P_{jk} - a_j)^2$$

方差小者为优.

(2) Borda 法

它是一种基于多数票规则的技术. 在各种排序方法所得的排序结果中, 若认为方案 A_i 优于方案 A_j 的方法个数大于认为 A_j 优于方案 A_i 的方法个数, 则记为 $A_i SA_j$; 若两者个数相等, 则记为 $A_i EA_j$.

构造 Borda 矩阵 $B = (b_{ij})_{m * n}$, 其中 $b_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{若 } A_i SA_j \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$

定义方案 A_i 的得分为 $b_i = \sum_{j=1, j \neq i}^m b_{ij}$, 即为方案 A_i 优的次数, 按 b_i 的大小对决策方案进行排序, b_i 越大, 则方案 A_i 越优.

3) Copeland 法

同 Borda 法相比, 这种方法除计算方案优的次数外, 还计算劣的次数, 即令

$$C_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{若 } A_i SA_j \\ 0, & \text{若 } A_i EA_j \\ -1, & \text{若 } A_j SA_i \end{cases}$$

定义方案 A_i 的净得分为 $C_i = \sum_{j=1, j \neq i}^m C_{ij}$, 按 C_i 的值由大到小对方案 A_i 进行排序. 若对 A_i 及 A_j 有 $C_i = C_j$, 则 A_i 与 A_j 并列.

2 多目标群决策应用于股票预测

股票市场是一个充满机会和风险的地方, 也是一个现代文明的竞技场. 自从股票出现以来, 在这个投资和投机的市场中, 由于价差所形成的利润诱惑, 使得许多人孜孜不倦地寻求必胜的契机和方式. 但是, 买卖股票面临着买什么股票和什么时候买以及买多少的问题. 只有进行深入的研究, 做出合理的预测, 才能在股票市场中立于不败之地.

预测, 是对未来可能产生的情形的一种估计. 对许多决策来说, 预测是基础. 显然, 预测越准确, 对未来机会的利用和对潜在风险的规避就越成功. 对于股票预测, 目前已有多种有效的方法, 本文从多指标群决策的角度对股票预测进行探讨.

在股票预测这个实际问题中, 由于预测方法有很多种, 这属于前面提到的群决策问题, 又由于影响股票价格的因素有很多, 又属于多指标决策问题, 所以, 股票预测可以看成是典型的多指标群决策问题. 在股票预测中, 我们不但要利用各种方法找出最优方案(这里对股票的每一手买卖, 可以看成是一种方案), 而且还应该分析出在决定股票价格的因素(即指标)中, 哪些是决定性的因素. 只有这样, 我们才可以在股票预测中, 抓住主要因素, 做到有的放矢.

2.1 指标的选取

在预测的过程中, 很重要的一个环节就是指标的选取. 股票价格到底受什么因素影响, 这是个重要的问题, 甚至影响到后续工作的进行. 根据调查研究, 找到了 18 个主要指标, 这些指标有些是可以量化的, 有些是不能量化的. 对于个别不能量化的指标可采用 10 分制打分确定其指标值.

这 18 种指标分别是:

(1) 收益型

它包括: 每股收益; 每股净资产; 每股公积金; 分红形式; 净资产收益率

(2) 成长型

它包括: 营业收入增长率; 利润增长率; 净资产收益率增长率; 规模效益增长率; 市场占有率增长率; 品牌商誉增长率

(3) 风险型

它包括: 权益比; 市场占有率; 规模效益; 品牌商誉; 主营收入比; 行业特点; 行业政策

2.2 预测的工作流程

2.3 多目标群决策股票预测系统的建立

在金融投资决策中, 一般的预测过程是这样的:

我们利用多目标群决策解决股票预测问题的基本过程也是如此.

本文对深、沪两市 100 多支股票, 从 2000 年 2 月 1 日开始的 200 多个交易日的数据进行了验证. 截取到 6 月 1 日以前的作为历史数据, 在此之后的数据作为实际走向来验证系统的预测结果.

1) 选取历史数据, 进行数据处理.

给出起始时间, 从数据库中读出样本数据和指标值, 并进行标准化.

2) 用各种预测方法来对方案进行排序

本系统目前选择的方法是优距数、劣距数法以及权重未知多目标算法(见文献^[6]).

分别用这两种方法对方案进行了排序.

3) 将这些排序进行集结成为群体的排序即最终排序, 找出最优方案

利用集结技术的平均值法对这两种方法进行了集结, 取得最终排序.

4) 依照方案的最终排序, 得到主要指标.

具体做法是: 比较各个指标的大小排序, 如果哪个指标的大小排序与方案的排序一致或大体一致, 则认为它是重要指标, 不一致的是矛盾指标. 用此方法, 找出指标的排序. 它的算法可以用如下例子来说明:

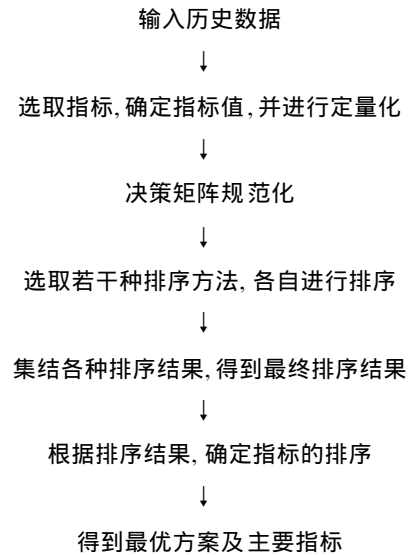


图 2 股票预测流程图

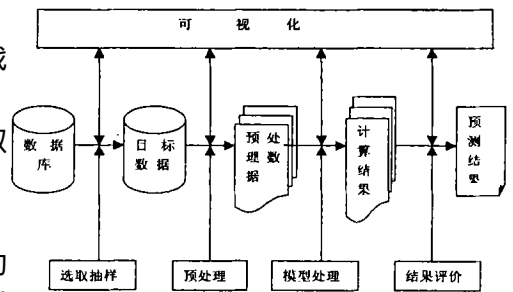


图 3 金融投资预测流程图

设某一多指标群决策问题的方案集为 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$, 指标集为 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$, (假设这里的指标集是已经标准化了的指标集). 假设集结出的群对于方案的偏好是: $\{A_1, A_2, \dots, A_m\}$, (它表示方案 1 优于方案 2, 方案 2 优于方案 3, ..., 方案 $m-1$ 优于方案 m). 则比较各指标在方案排序的前提下是否与方案的排序相一致. 例如, 如果指标 i 依据方案的排序顺序而成递减趋势(这里指标的值越大, 越好), 则这个指标是主要指标. 如果指标 j 依据方案的排序顺序而成递增趋势, 则说明这个指标是完全矛盾指标, 是不必考虑的, 但事实上很难出现以上两种极端情况. 对于其它情况, 首先根据各指标值的大小, 对方案排序.

例如: 设有 5 个方案, 指标 1 在各个方案中的大小分别为: 3, 4, 1, 6, 7, 则根据指标 1 的排序是: 5, 4, 2, 1, 3, 即方案 5 优于 4 优于 2 优于 1 优于 3.

这样就得到 n 个排序, 对于每个排序, 查找群体最优方案排序前几名(例如前 4 名)在这里的相对排序, 如果与最终排序相同或大体相同, 即是主要因素. 由此就可以看出, 方案的优劣, 主要是由这些主要指标来决定的. 在以后的预测中, 就可以主要考虑这些指标, 达到了数据的压缩.

3 结束语

多指标群决策问题广泛存在于社会、经济、工程等各个方面, 本文对多指标群决策的若干理论及方法进行了研究与探讨, 并将此运用于股票预测问题. 本文总结归纳了目前存在的用于解决方案排序的几种常用方法, 并利用这些方法集结出最优排序; 不仅如此, 本文还从逆方向上, 探讨了如何根据方案的排序得出指标优劣排序的问题.

尽管本文对多指标群决策问题进行了一些研究工作, 但许多方法还需要完善, 尤其是逆方向方面. 另外, 逆序问题也是今后需要考虑的问题.

参考文献:

- [1] 罗伯特·斯库塞斯, 玛丽·萨姆纳. 管理信息系统[J]. 沈阳: 东北财经大学出版社, 2000. 25~ 60.
- [2] 方明. 群体决策中不精确结论综合模型的研究[J]. 系统工程, 2000, 18(2): 73~ 75.
- [3] 胡毓达, 田川. 求解群体多指标决策问题的偏爱度法[J]. 系统工程理论与实践, 1996, (3): 52~ 56.
- [4] 孟波, 付微. 一种有限方案多目标群决策方法[J]. 系统工程, 1998, 16(4): 57~ 61.
- [5] 陈业华, 邱苑华. 多目标合作决策群优化的极大熵法[J]. 系统工程理论与实践, 1998, (9): 96~ 99.
- [6] 刘德峰. 权重未知的多目标优选方法[J]. 系统工程与电子技术, 1998, (8): 41~ 43.
- [7] 朱孔来. 评价指标的非线性无量纲模糊处理方法[J]. 系统工程, 1996, 14(6): 58~ 62.
- [8] 胡应平. 群决策中模糊偏好集结的软技术[J]. 系统工程理论与实践, 1999, (5): 21~ 24.
- [9] 周洁, 李敏德. 群决策一致性寻求方法与算法[J]. 系统工程理论与实践, 1999(6): 17~ 19.
- [10] 张运峰, 张春阳. 两种多目标决策方法的逆序实例及分析[J]. 系统工程, 1998(11): 64~ 67.
- [11] 初凤荣, 张炳发等. 层次分析法在股票投资价值评价中的应用[J]. 系统工程, 1998, (11): 30~ 33.
- [12] 岳朝龙, 王林. 股票价格的灰色-马尔柯夫预测[J]. 系统工程, 1999, (11): 54~ 59.
- [13] 李敏强, 张俊峰等. 遗传算法在股市投资策略研究中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 1998, (8): 19~ 25.
- [14] 陈朝阳, 胡乐群等. 宏观经济与证券市场相关性研究[J]. 系统工程理论与实践, 1998, (11): 64~ 69.
- [15] 李益民著. 证券投资学[M]. 广州: 中山大学出版社, 1999, 56~ 70.

Multi-attribute Group Decision-making Applied To Dock Forecast

SUN Wei-wei, ZHONG Shu-yu

(Faculty of Management and Economics Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China)

Abstract In this paper, a method of multi-attribute group decision-making is applied to dock forecast. Firstly, this paper points out how to aggregate individuals preference into the group preference. Then based on the group's preference, the preference of attributes is made. At the end of the paper, we applied this method to dock forecast.

Key words: group decision - making; forecast; attribute; project; dock; preference analysis