

[12] 发明专利申请公开说明书

[21] 申请号 00804459.7

[43] 公开日 2002 年 9 月 18 日

[11] 公开号 CN 1370297A

[22] 申请日 2000.12.19 [21] 申请号 00804459.7

[30] 优先权

[32]1999.12.30 [33]US [31]60/173,876

[32]2000.12.14 [33]US [31]09/737,039

[86] 国际申请 PCT/US00/34598 2000.12.19

[87] 国际公布 WO01/50311 英 2001.7.12

[85] 进入国家阶段日期 2001.8.30

[71] 申请人 GE 资本商业财务公司

地址 美国康涅狄格州

[72] 发明人 C·D·约翰森 M·T·埃德加

T·K·克耶斯

[74] 专利代理机构 中国专利代理(香港)有限公司

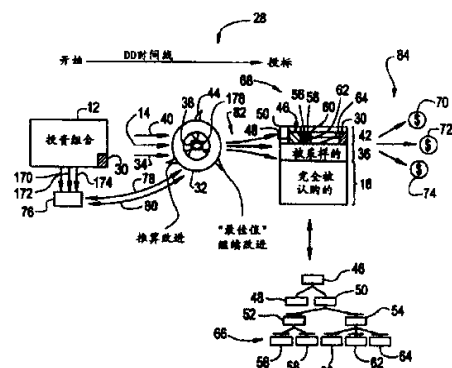
代理人 吴立明 梁永

权利要求书 3 页 说明书 28 页 附图页数 13 页

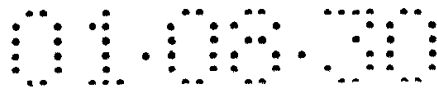
[54] 发明名称 优化收益和现值的方法和系统

[57] 摘要

大型资产组合的评价的方法,资产是按部分完全认购、部分样本认购和剩余的推断价值分组的,该方法用对所有资产的循环和自适应的统计评价,和从该评价中得出的统计推论,并用来生成推断值。将各个资产值列在表中,使得资产值能被快速地提取出来,为了投标的目的被快速地以期望的方式或预定的方式分组。将资产收集到数据库中,按信用变量划分,再按这些变量的等级细分,然后逐个地排定等级。然后按照投标分组和通过累积各个估价所确定的集合估价将资产重新组合。



ISSN 1008-4274



权 利 要 求 书

1. 为金融工具的投资组合的至少一个部分确定满足内部收益率 (IRR)、净现值 (NPV) 和盈利时间概率要求的至少之一的标价的方法, 所述方法包含以下步骤:

5 将投资组合划分成可单独出售的各子投资组合或多个部分;
给予每个部分一个试行标价;

将各部分与买方或卖方的至少之一的历史资产绩效数据、其它市场和认购组合起来; 和

对各部分进行 NPV、IRR 和盈利时间的至少之一的分析。

10 2. 按照权利要求 1 的方法, 其中, 所述将投资组合划分成可单独出售的各子投资组合或多个部分的步骤进一步包含从以前的分析预测一个现金流概率分布和延续时间的步骤。

15 3. 按照权利要求 1 的方法, 其中, 所述预测现金流概率分布的步骤进一步包含的步骤是将某部分概率统计评价表达为最小高评价、最可能评价、低评价和其它合适的概率分布的至少之一。

4. 按照权利要求 1 的方法, 其中, 所述将各部分与历史资产绩效数据的步骤进一步包含使用循环采样技术来产生一个分布的步骤。

20 5. 按照权利要求 4 的方法, 其中, 所述使用循环采样技术来产生一个分布的步骤进一步包含使用蒙特卡洛分析的步骤。

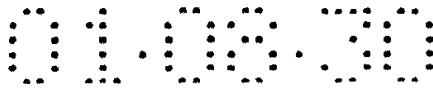
6. 按照权利要求 1 的方法, 进一步包含选择不购买的部分的步骤。

7. 按照权利要求 6 的方法, 进一步包含的步骤是, 识别在约束条件下要购买的部分以及什么价格的最佳选择的模式。

25 8. 按照权利要求 7 的方法, 其中, 所述识别要购买的部分的最佳选择的模式的步骤是由随机优化确定的。

9. 按照权利要求 6 的方法, 其中, 所述随机选择不购买的部分的步骤进一步包含的步骤是, 选择其平均内部收益率 (IRR) 低于确定的阈值的那些部分。

30 10. 按照权利要求 6 的方法, 其中, 所述随机选择不购买的部分的步骤进一步包含的步骤是, 选择其净现值 (NPV) 是负值或者其盈利时间低于确定的阈值的那些部分。



11. 一种用于为金融工具的投资组合的至少一个部分确定满足内部收益率 (IRR)、净现值 (NPV) 和盈利时间概率要求的至少之一的标价的系统, 所述系统包含:

5 一个按服务器进行配置、并且进一步配置有资产投资组合的数据库的计算机;

至少一个通过网络与所述服务器连接的客户系统, 所述服务器被配置成能将投资组合划分成可单独出售的各子投资组合或各部分, 分配给每个部分一个试行标价, 将各部分与买方或卖方的至少之一的历史资产绩效数据、其它市场和认购组合起来, 对各部分进行 NPV、IRR
10 和盈利时间的至少之一的分析。

12. 按照权利要求 11 的系统, 其中, 所述服务器被配置成能利用以前的分析来预测一个现金流概率分布和延续时间。

13. 按照权利要求 11 的系统, 其中, 所述服务器被配置成能将某部分概率统计评价表达为最小高评价、最可能评价、低评价和其它
15 合适的概率分布的至少之一。

14. 按照权利要求 11 的系统, 其中, 所述服务器被配置成能使用循环采样技术来产生一个分布。

15. 按照权利要求 14 的系统, 其中, 所述服务器被配置成能使用蒙特卡洛分析。

20 16. 按照权利要求 11 的系统, 其中, 所述服务器被配置成能选择不购买的部分。

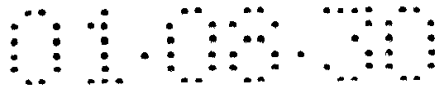
17. 按照权利要求 16 的系统, 其中, 所述服务器被配置成能识别在约束条件下要购买的部分以及什么价格的最佳选择的模式。

25 18. 按照权利要求 17 的系统, 其中, 所述服务器被配置成能利用随机优化来识别要购买的部份的最佳选择的模式。

19. 按照权利要求 16 的系统, 其中, 所述服务器被配置成能选择其平均内部收益率 (IRR) 低于确定的阈值的那些部分。

30 20. 按照权利要求 16 的系统, 其中, 所述服务器被配置成能选择其净现值 (NPV) 是负值或者其盈利时间低于确定的阈值的那些部分。

21. 一种用于为金融工具的投资组合的至少一个部分确定满足内部收益率 (IRR)、净现值 (NPV) 和盈利时间概率要求的至少之一的标价



的计算机，所述计算机包括一个资产投资组合数据库，所述计算机被程序设置得能：

将投资组合划分成可单独出售的各子投资组合或各部分；
分配给每个部分一个试行标价；

5 将各部分与买方或卖方的至少之一的历史资产绩效数据、其它市场和认购组合起来；和

对各部分进行 NPV、IRR 和盈利时间的至少之一的分析。

22. 按照权利要求 21 的计算机，被程序设置得能利用以前的分析来预测一个现金流概率分布和延续时间。

10 23. 按照权利要求 21 的计算机，被程序设置得能将某部分概率统计评价表达为最小高评价、最可能评价、低评价和其它合适的概率分布的至少之一。

24. 按照权利要求 21 的计算机，被程序设置得能使用循环采样技术来产生一个分布。

15 25. 按照权利要求 24 的计算机，被程序设置得能使用蒙特卡洛分析。

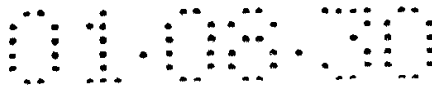
26. 按照权利要求 21 的计算机，被程序设置得能选择不购买的部分。

20 27. 按照权利要求 26 的计算机，被程序设置得能识别在约束条件下要购买的部分以及什么价格的最佳选择的模式。

28. 按照权利要求 27 的计算机，被程序设置得能利用随机优化来识别要购买的部分的最佳选择的模式。

29. 按照权利要求 26 的计算机，被程序设置得能选择其平均内部收益率 (IRR) 低于确定的阈值的那些部分。

25 30. 按照权利要求 26 的计算机，被程序设置得能选择其净现值 (NPV) 是负值或者其盈利时间低于确定的阈值的那些部分。



说 明 书

优化收益和现值的方法和系统

相关申请的交叉引用

5 本申请主张美国临时申请号 60/173,876 的权益，后者申请日是 1999 年 12 月 30 日，特此全部引用作为参考。

发明背景

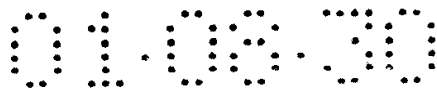
本发明总体涉及金融工具的评价方法，特别是涉及大量金融工具的快速评价。

10 大量的诸如贷款的资产，例如上万的贷款和其它金融工具，有时由于各种经济状况、计划的和无计划的资产剥夺或因为法律补救，而变得可供销售。数以千计的商业贷款或其它金融工具的销售，有时涉及到相当于数十亿美元的资产，有时在数月内就必须发生。当然，资产的卖方想要使投资组合的价值最优化，有时要按“部分”(tranche)
15 来对资产进行分组。术语“部分”在这里不仅仅限于外国票据，而是也包括不论国家和管辖区域的资产和金融工具。

投标人可以对所有部分投标，或者仅对有些部分投标。为了赢得某部分，投标人一般必须为该部分投最高的标。在确定要对特定部分投的标的量时，投标人通常将雇佣认购人(underwriters)在部分内并
20 且在可能利用的有限时间内尽可能多地评价资产。在投标的期限将至时，投标人将评价当时被认购的(underwritten)资产，然后试图对资产推算(extrapolate)一个尚未由认购人分析出来的价值。

这个过程的结果可能是，投标人严重低估了某部分，所投的标要么没有竞争性，要么高于被认购的价值，为此承担无量化的风险。当然，因为目标是以使投标人挣取收益的价格赢得每个部分，所以，由
25 于对部分的严重低估而丧失一个部分，就表明丧失一次机会。需要提供一种系统，它便于在短时间内精确评价大量的金融工具并明白给定投标的收益的相关概率。

传统上，投资组合水平买方出价(bid)和卖方出价(offers)被
30 设置为与投资组合内每项资产相关联的点估计值的总和。在诸如投资和保险等产业中，已经用方差来选择风险/回报组合，以满足买方和卖方的口味。进一步需要确定对金融工具的投资组合的每部分满足内



部收益率和净现值概率要求的标价 (bid price).

发明简述

在典型实施例中，提供一种循环的自适应的方法，其中将投资组合划分成三种主要估价 (valuations)。根据不利的样本 (adverse sample) 进行对资产投资组合的第一类估价的完全认购 (full underwriting)。从普通的描述性属性的类别中对第二种估价类型有效地取样，将有选择的随机样本中的资产全部认购。第三种估价类型，需以统计方法来推断出估价 - 这是采用认购价格 (underwriting values) 和第一与第二部分的方差 (variances) 并应用统计推理来个别地评价第三部分中的每个资产。评价第三部分时使用分类 (clustering) 和数据扣除 (data reduction)。

随着过程的进行和更多的资产被认购，具有在第一和第二部分中确定的价格的资产的数量增加，第三部分中的资产的估价的方差变得越来越确定。更具体来说，对第三部分中的资产进行评估的方法是，根据第一和第二部分中的资产的估价的相似性将这些资产组合成具有价格概率的群集 (clusters)。用被用来确定在投标人确定的参数范围内的最优标书的估价，来产生假设的标书。最优标书是通过循环的表生成过程而确定的。例如，一种用于确定对金融工具的投资组合的至少一部分满足内部收益率 (IRR) 和净现值 (NPV) 概率要求的标价的方法包括下列步骤：将投资组合划分成可单独出售的子投资组合或部分，给每个部分一个试行标价，将各部分与买方或卖方的历史资产绩效数据组合起来，对各部分进行 IRR 或 NPV 分析。

附图简介

图 1 是表示一个用于评价资产的投资组合的已知过程的流程图；
图 2 是表示按照本发明的一个实施例评价资产的投资组合的流程图；

图 3 的流程图更详细地表示把大型资产投资组合分解成差异的类别的快速评价过程的第一部分的实施例；

图 4 的流程图表示从一个基础到一个部分或投资组合基础聚集的大型资产投资组合的快速评价过程的第一部分；

图 5 表示其回收价值被推断的典型资产的概率分布；

图 6 是图 3 的过程的监控学习步骤的流程图；

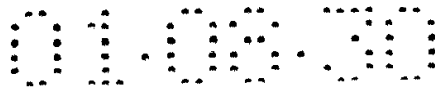


图 7 是图 3 的过程的无监控学习步骤的流程图;

图 8 是无监控学习的过程的实施例;

图 9 是第一代(第一回合)快速资产评估过程的实施例;

图 10 是在图 8 的无监控学习中使用的模糊分类(fuzzy clustering)方法;

图 11 的一对表表示的是快速资产评估过程的模型选择和模型加权的例子;

图 12 是表示快速资产评估过程的典型属性的表;

图 13 是用于快速资产评估过程的示例性群集方法的群集图;

图 14 是计算机网络示意图。

发明详述

图 1 的示意图 10, 表示一个例如在拍卖中经过一个认购周期 (underwriting cycle) 和经过为购买资产投资组合 12 而投标的评价大型资产投资组合 12 的已知过程。图 1 高度地概括了既非循环也非自动化的典型的认购和推算过程 10。在示意图 10 中, 认购人认购 14 投资组合 12 中的许多个别资产, 产生被认购的第一部分 16 和未动过的剩余部分 18。在任何资产被认购之前, 第一部分 16 是投资组合 12 的 0%, 剩余部分 18 是 100%。随着认购过程的进展, 第一部分 16 增加, 剩余部分 18 减少。目标是先尽可能多地认购资产, 再为购买资产投资组合 12 而投标。认购人队伍继续个别地认购 14, 直到马上就必须投标。作出粗略的推算 20 以评估剩余部分 18。推算 20 变成无认购的推断值 24。粗略的推算 20 生成对剩余部分 18 的估价 22。估价 22 就是第一部分 18 中各个资产值的总数。然而, 估价 24 是通过推算生成的组估价 (group valuation), 可以相应地打折扣。然后将估价 22 和 24 加总, 得出投资组合资产值 26。对投资组合的每个部分执行评价过程。

图 2 是表示快速资产评估的系统 28 的一个实施例的示意图。图 2 中包括系统 28 在评价资产投资组合 12 中所采取的过程步骤的表示。系统 28 个别地评价 (“接触”) 每一项资产, 除非是被认为是无统计意义或者财务上无关紧要的未动过的少数 30 资产。具体来说, 投资组合 12 中除数量 30 以外的所有资产, 都经历一个循环的和自适应的评价, 其中, 投资组合 12 中的资产被个别地评价, 个别地列在表中,

然后从表中选择出来，组合成用于投标目的的任何预期的或要求的组
 (如下文所述)。如示意图 10 所示，认购人开始完全认购 14 投资组合
 12 中的个别资产，产生被完全认购的第一资产部分 16。认购人也认
 购 34 投资组合 12 中的资产的样本，计算机 38 用统计方法推断 40
 5 投资组合 12 的第三部分 42 的值。计算机 38 也重复地生成 44 表(下
 文作说明)，如下文所述，该表表示分配给部分 16、36 和 42 中各资
 产的值。在一个实施例中，将计算机 38 配置成独立的计算机。在另
 一个实施例中，将计算机 38 配置成服务器，通过诸如宽域网(WAN)
 或局域网(LAN)的网络(在图 14 中表示并说明)与至少一个客户系统
 10 相连。

例如，仍然参看图 2，投资组合 12 的第三部分的未采样和未认购
 部分 46 须经过一个统计推理过程 40，用模糊-C 方法群集(FCM)和综
 合的高/期望/低/计时/风险(HELTR)评分来生成两个类别 48 和 50。
 HELTR 被定义为 H-高现金流，E-期望现金流，L-低现金流，T-现
 15 金流的计时(例如按月计：0-6，7-18，19-36，37-60)，R-借
 方的风险评估值(信用分析者使用的 9-boxer)。类别 48 整体上注定
 有足够的用于评价的共性。将类别 50 进一步划分成群集 52 和 54，
 然后再进一步划分。将群集 52 划分成子群集 56 和 58，同时将群集
 54 划分成子群集 60、62 和 64。各群集和子群集在“树状”图 66 中
 20 表示，也在评价框 68 中以方框的形式表示。然后为投标的目的将这
 些单个的资产值重新分组成部分 70、72 和 72。在卖方设定的任何安
 排中可能设置任何数量的部分。

将投资组合 12 中每个资产的各个资产数据(未予示出)输入数据
 库 76，为循环和自适应过程 32 选择的数据 78 是根据给定的标准 80
 25 从该数据库检索出来的。在任何资产的评价标准 80 被确立后，将所
 确立的标准 80 存储在数据库 76 中，用于评价数据库 76 中共同采用
 这种确立的标准的其它资产数据。循环和自适应评价过程 32 然后得
 出 82 各估价(下文作说明)并将它们分组，用于投标。

图 3 和 4 一起构成的流程图 85 表示用于大型资产投资组合 12 的
 30 评价的系统 28(参看图 2)的一个实施例的功能概况。评价程序 14、
 34 和 40(也参看图 2)按下文所述的方式在系统 28 中同时地顺序地被
 使用。如上所述，完全认购 14 是第一类的评价程序。分组和完全认

购样本的采样认购 34 是第二类的评价程序。统计推断 40 是第三类的评价程序，它是自动化的分组和自动化的评价。程序 14、34 和 40 根据的是按下文所述方式确立的客观标准。

5 本文中所用的“认购”，意思是这样一个过程 - 在该过程中，某人(认购人)按确定的原则审查资产并确定购买该资产的当前购买价格。在认购期间，认购人用预先存在的或确定的标准 80 来进行评价。

“标准”指的是有关资产价值和基于这种类别的等级的规则。例如，作为标准，认购人可能确定借方的三年的现金流历史为一个有关资产评价的信息类别并可能给予各种程度的现金流以一定的等级。

10 完全认购 14 以两种方式进行，即完全现金基础方式 86 和部分现金基础方式 88。完全现金基础方式 86 和部分现金基础方式 88 都始于对资产集合 90 和 92 进行完全、个别的审查(参看图 2)。这种完全审查 14 通常是由于正在被审查的资产相对于投资组合中的其它资产来说以美元或其它适当的货币计算的数额巨大，或者由于借方非常有名或非常可靠，以至于资产能迅速地可靠地被认购，或者资产是面对市场定价的，所述资产的价值偏差很小。资产集合 90 由认购人 94
15 评估，集合 90 中的每项资产都接收一个偏差非常小的估价(诸如以现金支持的资产或具有完全的现金价值的可交换商品)并被置于完全价值表 96 中。将表 96 中的资产的各个选定价值存储起来作为完全认购
20 的组价值 98。

集合 92 由认购人团队 100 评价，该团队可能与团队 94 是同一个团队，但是每项资产接收一个折扣价值或部分价值并被置于部分价值表 102 中。将表 102 中某部分的资产的选定的各个价值存储起来作为部分价值被完全认购的组价值 104。完全现金基础方式 86 和部分现
25 金基础方式 88 的标准 80(未予示出)被存储在(图 2 中所示的)计算机 38 的数字存储器(未予示出)中的(图 2 中所示的)数据库 76 中，用于自动化评价 40 的监控学习 206 和无监控学习 208。

采样认购 34 是用两个程序完成的，即完全采样 106 程序和部分
30 采样 108 程序。完全采样 106 被用于大型资产的类别，包括被采样资产的类别中各样本组的百分之百采样 110。完全采样 106 中的资产不是被单个地认购的，而是根据确定的共性在完全采样组 112 中被认购的。结果的完全采样组估价(未予示出)被生成后，根据规则 114 被细

分，以生成单个的完全样本资产价值表 116。然后将表 116 中的各个完全样本资产价值，以电方式加载到由某部分中的资产的组合所建议的投标所要求的任何完全采样组估价 118 中。认购样本组中的资产的数目，可以小至一，多至任何资产数目。部分采样 108 用于中型资产类别，包括由从正被采样的组的群集内的代表性的组的百分之百的采样和该群集中的其它组的随机采样构成群集样本组 120。在部分采样 108 中，所有组都被采样，但是有些是通过根据群集样本组 120 进行推断而部分地评价的。部分采样 108 包括资产水平再认购 122，通过人工数据输入 125，生成阿尔法信用分析表 126，给予该表一个资产等级调整 128，以生成一个调整的信用分析表 130。如上所述，各个资产被按照部分分组从调整的信用分析表 130 中选择出来，以产生一个部分采样信用值 132，用于对部分 70(未予示出)的投标。

自动化评价程序 40 利用监控学习过程 206、无监控学习过程 208 和来自统计推断算法 134 的一个加载来生成一个认购群集表 136，将其存储在数字存储器中。在监控学习过程 206 中，知道要问什么问题才能确定值的有经验的认购人帮助计算机确定某资产是否是个良好的投资品，以及如何评价该资产。在无监控学习过程 208 中，计算机将资产划分并分类，根据来自数据的反馈，客观地自我进行对这些资产的评价。认购人定期地审查无监控学习过程 208，以确定计算机在作出合理的认购结论。计算机用统计算法 134 来作出它的推断。例如 - 但不仅限于，一个实施例用六西格玛设计 (Design For Six Sigma-DFSS) 质量范例来以不断增加的精确性来评价资产数据 - 该范例是由通用电器公司开发并使用的，应用于采用多代产品开发 (MGPD) 方式的预期努力 (DD - Due Diligence) 资产评价过程。学习过程 206 和 208 把随着评价的进展而积累的知识，持续地实时地融入现金流回收率 (recovery) 计算和回收率概率计算中。监控学习过程 206 用商业规则来确定具有用于评价目的的共同方面的资产群集。无监控学习过程 208 用来自程序 40 进行的以前的数据计算的反馈来确定是否在增加估价可信度 (confidence) 方面正在取得进展。正如下文所述的那样，由于使用高速计算机，所以确定所有可用的原始数据和发现这些可用的原始数据的群集的相互关系是有可能的。

在一个示例性实施例中，用一个采用 HELTR 计分技术的原始数据

的无监控组织的模糊群集方法 (FCM) 过程来将信用积分的估价推断到投资组合中的资产上, 如下文所述的那样。这种群集技术已经被开发出来, 以响应更复杂的分类片断, 以描述必须在不允许手工处理的时期中被评估的投资组合中的资产和高资产计数。

5 一个示例性方法首先在计算机化的系统中组织估价积分 (静态的和/或随机的回收率)。然后为特殊的因素和商业决策对估价积分进行调整。然后进行对描述相同资产的多个估价积分的调和和总体调整, 以探询/替代推断的估价。

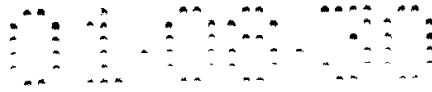
10 进行组织估价积分的方法是, 以电子形式, 对比群集名、群集的描述性属性、随机回收率值 (示例性的例子是 HELTR 积分) 和认购人根据每个群集的描述性属性的实力对每个群集的估价的可信度。群集号是作为熟练的评价人员用来评估资产的价值的事实关于资产的事实的描述性属性的特定集合的唯一标识符。描述性属性的例子包括但不限于支付状态、资产类型、以积分表达的借方的信用值、权利主张的位置和资历。在一个实施例中, 群集名是个字母数字名, 描述群集的描述性属性或源。描述性属性的一个例子在图 2 中, 下文将作说明。

15 描述性属性是被用来开发资产的价值的事实或维或向量。计算机逻辑被用来查找任何重复的群集并提醒分析者或认购人。

20 因为每项资产都能由描述性属性的许多组合来描述, 同一项资产会出现各种水平的值。随机回收率值或信用积分或资产价值的数字指示都是在分立的资产水平上指定的价值的标志。将来自各种描述性属性的所有信息合成起来, 使得能以确定值或随机值的形式确定购买价或销售价。本文中所用的一个示意性实施例是 HELTR 积分。每个群集都有独有的描述性属性集合和指定的 HELTR 积分。

25 每一个群集的独有属性对群集值的评价作贡献。属性的不同组合提供特定群集的积分的更高可信度或置信区间。例如, 如果任何资产被描述成是高度等于 2.5 英寸、宽度等于 5 英寸的一张绿纸 - 人们可能赋予 0 到 1000 美元的价值而不认为这个评估有多少可信度。如果这同一项资产被再用一个事实或属性或向量描述成是真正的 20 元美
30 钞, 人们会对这个 20 美元的群集值有非常高的可信度。

群集的估价和可信度在某时刻被确定并记录下来。有时, 有了新的信息后, 分析者就要改变该值。该值是通过计算机代码以自动化的



方式借助数据域和决策规则而手工或自动被改变的。对以前的值进行操作，以反映新的信息。举例来说，假设以前的群集可信度被记录为 0.1，然后知道一个有与该群集完全相同的描述性属性的不同资产刚刚以高于预测的“最可能”值被售出。实际的规则是，如果发生该事件，就将群集可信度乘以 10。 $0.1 \times 10 = 1$ 是修改后的群集可信度。

这样一个过程的目的是调和相同资产的多个积分，对与估价的每个维的估价的每个源相关联的可信度进行控制。用 HELTR 作为示意性的例子，特定资产上的样本数据点为：

群集号	群集名	高	期望	低	时间	评估可信度	高	期望	低	时间
1	抵押权位置-追索权	.85	.62	.15	3	.3	(.3/1.65)(.85)	(.3/1.65)(.62)	(.3/1.65)(.15)	(.3/1.65)(3)
2	资产分类-产业-年龄	.45	.4	.31	3	.7	(.7/1.65)(.45)	(.7/1.65)(.4)	(.7/1.65)(.31)	(.7/1.65)(3)
3	坐标-使用借方	.9	.5	.2	2	.65	(.65/1.65)(.9)	(.65/1.65)(.5)	(.65/1.65)(.2)	(.65/1.65)(2)
n						1.65	.6999	.4792	.2374	2.6059

群集一致估价是 高值 .6999，最可能值 .4792，低值 2.6059。可以应用不同的逻辑来操作任何权重。

一致积分 (consensus scores) 是在全局假设 (global assumptions) 的上下文中得出的。如果发生全局假设变化，就将过程步骤 28、138 包含在权衡一致积分的方法中。解释性的例子是某些估价因素中的欺诈发现、宏观经济变化、对某资产类确立的可代替的市场价值和相对于其它正在使用的方法的推断资产估价方法的损失或增加。

在另一个实施例中，用一种互相关 (cross correlation) 工具来快速地理解和描述投资组合的构成。一般来说，该工具被用来将资产投资组合中的用户选择的变量的响应与其它变量相关联。该工具快速地确定这两个属性变量与响应变量之间的出乎意料地高或低的相关性。属性变量的两种类型是连续型的和绝对型的。互相关是由该关联工具在感兴趣的所有变量与它们的时间段 (bin) 或水平 (level) 之间计算出来的，并且，在一个实施例中，它们被呈现在一个二维矩阵中，用于容易地在投资组合中资产识别趋势。

首先，互相关工具确定资产的投资组合中的属性变量为连续型和绝对型的其中之一。对于每个变量，由连续型变量的时间段以及由绝



对型变量的值计算出总水平。

要用该工具确定关联性的用户将选择一个响应变量 - 例如 Y_r ，期望的回收率或计数。对于所有的属性变量对 (x_1 和 x_2) 和它们的水平 (a 和 b)，按照下列公式计算响应变量 Y_r 的平均值：

$$5 \quad Y_r = \text{sum}(Y(x_1=a \text{ and } x_2=b)) / \text{count}(x_1=a \text{ and } x_2=b).$$

按照下列公式计算响应变量的期望值 Y_{expected} ：

$$Y_{\text{expected}} = (\text{sum}(Y(x_1=a)) * \text{count}(x_1=a) + \text{sum}(Y(x_2=b)) * \text{count}(x_2=b)) / (\text{count}(x_1=a) * \text{count}(x_2=b)).$$

10 选定响应变量 Y_r 的与单独地使用 $x_1=a$ 和 $x_2=b$ 的出现的加权值的期望值 Y_{expected} 偏差 Y_{error} ，由下式计算：

$$Y_{\text{error}} = Y_r - Y_{\text{expected}}.$$

在一个实施例中，将期望值和偏差展示在多维显示中，以易于识别与期望值的偏差。

15 在另一个示例性实施例中，采用如下文所述的转换函数过程，将原始数据转换成最终的标价。用在程序 14、34 和 40 中得出的修改的系数以电方式调整表 136，以对资产的信用积分 138 作系数调整并生成所推断的各个资产信用值的调整信用分析表 140。各个资产值被部分分组按需要从表 140 提取出来，以生成推断信用估价 142。最后对“未动过的”资产的可忽略的剩余部分 30 进行推断，以生成一个未动过的资产表 144。从表 144 选择值来生成未动过的资产的估价。

完全现金估价 98、部分现金估价 104、完全采样信用估价 118、部分采样信用估价 132、推断信用值 142 和从未动过的资产表 144 分配的任何值被累加起来，互相排斥，优先次序从完全现金估价 98 到推断信用值 142 依次排列。估价的和代表投资组合的价值。

25 图 4 是由系统 28 (图 2 中所示的) 执行的标准准备阶段 168 的流程图。在风险偏好贷款水平估价步骤 146 中，将累积的估价 98、104、118、132、142 和 144 组合起来。用现金流计时表 150 产生一个确定现金流桥 152，以得出一个随机现金流桥 152。随机现金流桥 152 被创建并用来确定提议的部分标价 154，对后者循环地应用部分模型 156，直到达到某个阈值 158 为止。阈值 158 例如是一个大于某值的内部收益率 (IRR)、某个盈利时间 (TTP) 和正净现值 (NPV)。

一般来说，NPV 的定义为：



$$NPV = C_0 + \frac{C_1}{1+r} \quad (\text{方程A})$$

其中 c_0 是在时间 0 的投资， c_1 是在时间 1 的期望收益， r 是贴现率。基本的意思是今天的 1 美元比明天的 1 美元更有价值。

就保险单的情形而言，NPV 的定义为：

$$NPV = \sum P \cdot \sum E - (\sum C) \times \frac{A}{E_w} \quad (\text{方程B})$$

5

其中 P 是保险费， E 是期望的名义费用， C 是理赔费用。实际上，方程 B 指出了作为利润和加权的期望风险的差的净收入是如何产生的。注意，求和是对特定分割部分中的所有保险单求和。也要注意，所有的保险费、名义费用和理赔费用在输入方程之前都已经作了折现处理。这样，就生成了获利性积分。

10

如果满足了阈值条件 160，则要对标 154 进行模拟开标分析 161，以预测是否能预计该标是赢标。密封标书式拍卖的结局取决于从每个投标人接收的标的大小。拍卖的执行要打开所有的标书，将拍卖的项目卖给出价最高的投标人。在传统的密封标书式拍卖中，投标人一旦递交了标书就不允许改变标书，并且投标人不知道其它投标人投的标，直到标书被打开，这些都使拍卖的结局具有不确定性。投的标越高，赢得拍卖的概率就越大，但是，如果不能以较低的价格赢得拍卖，价值增益就降低。

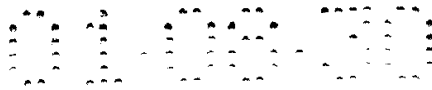
15

模拟竞标能提高获得获利性的最高上段，其方法是设置标/销售价格的范围，该范围倾向于在自己的钱包掏空之前耗空任何竞标人的钱包，使得最希望要的资产与最高的资本储备交易。由于具有分析能力的有力过程而将定价决策引为焦点，因为用不受隐藏的时间表、个性或单方面的经验影响的数据驱动的方法，能加强纯粹经验性的商业判断。

20

每个潜在的投标人都有可能向密封标书式拍卖递交的可能标的范围。标的范围可以以一个统计分布来表达。通过从标值的分布进行随机采样，可以模拟一个可能的拍卖情形。进一步通过使用一种循环采样技术，例如蒙特卡洛分析，就可以模拟许多情形，以产生各种结

25



局的分布。结局的分布包括赢得拍卖项目的概率和价值增益。通过改变自己的标的值，就能对比自己的标价确定赢得拍卖的概率。

5 以下的核心元素被用来模拟竞争性的投标收益，将市场规则和合同代码化到计算机化的商业规则中，将潜在的竞争/市场力量、预测的预算和优先级代码化到优先矩阵中，将自己的投标能力、偏好、同意的风险/收益权衡代码化到优先矩阵中；这些元素也被用来模拟计算机化的随机优化。

10 分析 160 模拟一个竞争环境，在该环境中，其它有各种财务能力的公司针对由系统 28 计算的标进行竞标。在一个实施例中，分析 160 - 例如但不限于 - 包括一个总标价限额，诸如资产总值超过使用系统 28 的单位的财务能力时的情形。在一个实施例中，分析 160 可能评估在这种只有有限的资源供投标的情况下对各部分的各种组合投标的获利性。分析 160 也要考虑到针对已知竞争者投标的过去历史和关于竞争投标人所偏好的各种类型的资产的信息。在分析 160 中，部分
15 标然后被评估并由管理 162 设置，作出最后的部分标 164。先于标 164 的作出之前的所有估价都能按需要被重复。此外，由于该过程是自我调整和循环的，部分标价 164 倾向于随着每次循环有越来越多的价值被系统 28 所进行的循环发现而向上攀升。

20 流程图 85 所描述的过程包括(图 3 中显示的)评估阶段 166 和(图 4 中显示的)标书准备阶段 168。评估阶段 166 包括程序 14、34 和 40。评估阶段 166 持续地运行，一直到被停止，自动评价持续 40 和采样程序 34 试图在各种资产或资产类别中发现额外的价值。

25 再次参看图 2，按照快速资产评价，在每个资产上确定投资组合 12 的资产内的数据类别 170、172 和 174 并将它们存储在数据库 76 中。循环和自适应的评价过程 32 提取各部分的选定数据 78 并以统计的方式对这些部分的选定数据 78 应用标准 80，以增加作为粗略推算 20 的资产值以外的已知资产值。按照方法 28，将资产至少划分成第一部分 20、第二部分 36 和第三部分或剩余部分 42。采用程序 14，部分 16 中的资产被全部认购，以确定估价 98 和部分价值全部认购的
30 估价 104，以及为这种评价的建立标准 80。用程序 34，过程 28 从第二部分 36 中采集代表第二部分中各组的多个资产，以为确定第二部分 36 确定采样组估价 118 和部分采样信用值 132，以及为这种评价



的建立额外的标准 80。用程序 40，部分监控学习过程 206 和部分无
监控学习过程 208 由诸如图 2 的计算机的自动化分析器执行。为了学
习，自动化分析器析取所建立的标准 80 和有关第三部分或剩余部分
42 的选定数据 78，并将第三部分划分成各部分 46，然后用从数据库
5 76 和每个过程 206 和 208 输入的标准 80，进一步将每个部分 46 划分
成类别 48 和 50，将类别 50 划分成群集 52、54，将群集 52、54 划分
成子群集 56、58、60、62 和 64。通过统计推断为子群集 56、58、60、
62 和 64 中的资产确定各个资产估价。

将各个资产估价列在群集表 136 中(见图 3)，并在调整后，列在
10 信用分析表 140 中。所建立的标准 80 是客观的，因为标准 80 来自数
据库 76，这些标准是在完全认购程序 14 和样本认购程序 34 期间被
放入该数据库中的。换言之，在所有资产的全值表 96、部分值表 102、
表 116、阿尔法信用分析表 126、调整的信用分析表 130、调整的信用
分析表 140 和未动过的资产表 114 中获得的信息被放入诸如计算机
15 38 的硬盘存储器 178 的数字存储器的数据库 76 中，并由程序 40 建
立与来自程序 14 和 34 的标准 80 的关联。在程序 40 期间，有可接受
的可靠程度的统计意义的标准 80 被输入。就是说，程序 40 循环地一
面学习一面评价和建立标准 80。监控学习过程 206 和无监控学习过
程 208，通过与数据库 76 所建立的关于在全部认购的第一部分 16 中
20 的资产和在样本被认购的第二部分 36 中的资产的标准 80 的关联，提
高统计推断的估价 142 的精确性。在数据库 76 中定位类似于关于部
分 16 和/或 36 中的资产的选定数据 78 的的有关第三部分 42 中一项
或多项资产的选定数据 78，然后通过统计推断，根据所定位的信息
确定第三部分 42 中每项资产的价值。

25 在流程图 85 所描述的过程中，资产是在单个资产水平上评价的，
各个资产值被制表或分组在一个或多个组合中。为了有适应各种投标
情形的最大灵活性，投资组合 12 的任何资产都被在特定的时间帧中
单独地评价和定价。在已知的过程 10 中，如果资产的卖方例如从按
资产公司的组合到借方的地理位置的组合对资产进行重新组合，则重
30 新评价标价可能是不够的，因为需要进行粗略推算 20。在使用系统
28 时，因为各个资产值被推导并列在表 96、102、116、130、140 和
144 中，这些值能被重新组合成不同的估价 98、104、118、132、142

5 - 它们的“食物链”选择标准是互相排斥的并且是进行评估的分析员可选择的，下文将作进一步说明。如果卖方组合资产，则容易按照卖方组或部分进行分组，并为该部分推导适当的估价 146。这样就容易为第三部分 42 重新组合各个资产值，以客观地获得该组或部分的推断估价 142。

可以采用许多方法来确定资产值。依照评价的目标而定，不同评价方法的相对优点确定了评价技术对特定资产的适用性。一个技术类似于“食物链”，它保留假设推导方法，还选择具有最高置信区间的区间。

10 在一个介绍性的示范性食物链的例子中，人们可能宁愿更多地按照类似资产在公开市场中的交易价值而不是个人的观点来评价金融资产。按照评定顺序，选择市场对市场价值，个人观点则不予以优先地考虑。

15 同样地，投资组合中具有预测的现金流回收率的资产，可以用许多评价技术来评估。一般的目标是以尽可能高的概率确定未来的现金流将是什么。对各评价方法，按照它们精确量化现金流或现金等值、具有最小下侧方差和/或最大上侧方差的预测的能力的顺序来排序。通过所有可用的有优点的方法来评价资产，或者在已知更精确的方法将排除评估资产的估价的需要时可以有商业逻辑规，以便在一旦采用了最佳的方法后能减除重复的工作。

20 为了提供对资产价值的最佳预测，将资产由食物链中的每个方法进行评价，直到它们被对应每个特定资产的最佳可用方法评价后为止。一旦找到该最佳值，就说该资产有其价值，而不管食物链中其它值是否更低(方差更大)，并将其发送到完成状态。

25 举例来说，用食物链来评估资产的投资组合。食物链中的第一个评价方法是最接近匹配评价目标的方法 - 即发现精度最高(置信区间最小)的值。一旦某方法对资产进行了评价，确定了该特有资产的价值，就将其发送到估价表中并从食物链中的任何进一步的步骤中撤出。将原始投资组合中的不匹配任何评价方法的一系列资产保留在未动过的资产表中。目的是要驱使该未动过的资产表至零资产。

30 以下是按照优先顺序的一例食物链：(a) 资产的 100% 现有的现金、(b) 资产的部分现有的现金、(c) 类似资产的流动市场价值、(d)

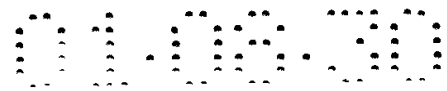


直接认购、(e)推断认购。

食物链方法提供一种发现最佳概率分布形态的功能，降低概率分布方差(特别是在下侧尾)、提供在保留各要素中的可用知识的同时快速确定概率分布的功能，并且提供在发现过程中的任何点的最佳价值估计。

如图4中所示，投标准备阶段168的总框架对价格标164来说类似于选择评价范例，其中取胜的投资人有权利但没有义务收回投资。将每个部分的值细分成三个部分：货币的时间值成分、固有价值成分、可能现金流成分。货币的时间值成分和固有价值成分是确定地计算出来的，一旦确定，就没有多少变化。货币的时间值成分的计算方法是，把公司的作为低风险投资的资本的成本乘以代表为了进行当前的投资而失去的替代投资的机会的适用时期的投资。内在值是已知的流动资产值，它是超过购买价格的部分，在控制了资产后立即就能变现。一个实施例是作为投资组合的一部分以低于市场价购买的价格便宜的证券。可能现金流方差是预期努力团队作出的假设与其选择用来将原始数据转换成现金流回收率的过程的函数。这里所描述的系统被设置得能减少负方差和发现价值。

图5是典型的最小三点资产评估180的三角形概率分布图。按照过程40，按金融工具评估三种情况的最小值。纵轴182代表增加概率，横轴184代表增加回收率部分。图中显示了面值线188的清算(liquidation)或最坏情况百分比186、面值188的最佳情况百分比190、面值188的回收率值的最可能情况百分比192。最坏情况百分比186的概率是0，最佳情况百分比190的概率是0，回收率的最可能情况百分比192是点196所表示的值。曲线200下的由点186、196和190的连线构成面积198的大小代表资产中的值。标志资产值依附于由面值188的100%回收率的100%概率线204为边界的矩形的面积202，是能被归于由曲线200所代表的资产的面值188的部分的一个测量。点186、196和190和先188和204以及由此形成的面积198和202，将因为该资产选定的数据78和应用于该资产的标准以及所具有的资产价值回收率的概率而异。横轴184能以货币单位(例如美元)而不是面值的百分比来表达。如果采用货币单位，曲线200下方代表不同资产的面积198将以货币为单位，因此面积198大小上互相



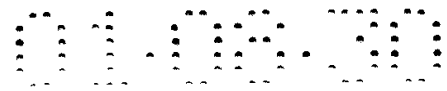
5 相关，因此对总标 70、72 和 74 有重要意义。对资产了解得越多，越能使曲线 200 精确。统计学方法随着标准 80 的确立而被应用到曲线 200，以帮助确定点 186、196 和 190 的位置，由此确定面积 198，进而确定资产的期望值。影响值的现金流的定时可以以定时属性的直方图结果为基础。

例如，可以将现金流回收率定时分解成 0-6 个月、7-12 个月 13-18 个月的时间段(bins)，如此等等。采用算法 134 的自动化分析器 38 能根据对照标准回收率的定时对估价的敏感度学习权衡以及可能由认购人确定的价格而选择时间段宽度。在示例性例子中，当贴现率大
10 于 25% 时应当采用最小 4 个时间段(bins)。对于 10 与 25 之间的贴现率，应当用最小 6 个时间段(bins)来表示可能的回收期。

按照程序 40，选择认购人能用来评估金融工具中的价值的其它数据来源。在程序 14 和 34 中由认购团队 94、100、114、122 和 140 确定的标准 80，在这一点上是有用的。按照由流程图 85 所描述的过程，
15 原始数据被转换成回收率，并选择一个规则集来应用对原始数据的评价，并将该规则集编码成以标准 80 为形式的评价数据库。在程序 14、34 或 40 中的评价期间，每当某群集被多次命中，一个一致预测就被推导出来并应用于该群集。按照系统 28，在部分水平上的现金流和定时的概率分布，是通过在资产水平上推导估价转换函数 146 而确定的，
20 后者将采用原始数据，合理化数据将生成和汇集部分中的各个资产的估价的假设。

由于并不是所有回收率都是同类的，所以提供一种确定现金流回收率的可变性的方法。各个资产被按组曝光分类。在允许的时间内以传统方式尽可能多地认购面值，因为意识到还留有相当大的样本用于
25 分类。用等于 145 加面值数的 2.65% 的样本规模来估计分类储备。这产生的样本规模是，对应 100 项资产的面值数的 30，对应 1000 项资产的面值数的 150，对应 5000 项资产的面值数的 400，对应 10000 项资产的面值数的 500，对应 20000 项资产的面值数的 600。

在统计推理程序 40 期间，将投资组合 12 的第三部分 42 中的资产按描述性认购属性或标准 80 分类，从每个群集和被认购样本中抽取随机样本。在一个实施例中，当资产水平平均方差降到 10% 以下时，
30 在程序 40 中停止从群集中采样。在另一个实施例中，当部分水平平



均方差降到 15%以下时，停止采样。如果潜在的销售单位小于整个投资组合，则投资组合均方差不被用作停止点。按照程序 40，将群集采样的回收率评价推定到相应的群集族上。在使用系统 28 时，目标是通过三个或更多独特的群集接触每个推断的资产估价。在程序 40

5 期间，权衡群集的认购可信度和描述性属性的相关性。

举例来说 - 但不是限制，0 = 下述表述无可信度：这个群集的描述性属性将提供有意义的估价；0 = 下述表述有完全的可信度：这个群集的描述性属性将提供像个别认购每个工具一样精确的估价；1 与 0 之间的数表明估价有部分可信度。这些值的调和发生在调整的信用分析表 130 中。在程序 40 中，在资产水平上的现金流然后被调整的信用分析表 140 内的宏观经济系数调整。在一个实施例中，宏观经济系数是与主要资产类相关联的，主要资产类例如是 - 但不限于 - 不动产住房贷款或商业设备贷款。这些系数可能是全球都适用的，例如是 - 但不限于 - 法律气候，国内生产总值(GDP)预测，担保人气候，征收效率、借方组代码等等。

10

15

一个对投资组合采样的方法包括在主要资产、借方和抵押品特征中检索严重影响/产生风险的属性。下面的表 A 提供一例在资产评估情形中的投资组合属性的列表。



表 A: 投资组合属性

- 借方规模(按借方组 UPB)
- 有担保的
- 处于联合管理下的
- 有保证的
- 贷款类型(期限、循环的、等等)
- 第一位置中抵押品的%UPB
- 征收积分(0 = 不良, 1 = 良好)
- UPB 的 12-月征收%
- 本金的上一次付款的%
- #借方贷款
- 贷款的借方 UPB 部分
- 单一家庭住宅
- 住宅的
- 零售
- 工业的
- 医院
- 适宜(hospitality)
- 多家庭
- 开发的土地/未开发的/其它
- 办公室
- 股票/边际贷款(margin loan)

资产属性的分割(segmentation)是通过将属性编码成“哑变量”而完成的。例如，一个普通的资产属性是“借方在过去的 12 个月中付过款吗？”，如果回答是肯定的，则该属性在变量中被编码为“1”，
 5 否则为“0”。对其它资产属性使用类似的“哑变量”。

完成分割程序的方法是，用任何处理编码的资产属性统计程序，将投资组合分割成类似资产的分组。一种这样的算法是 K-方法分类(K-means clustering)。在一个例子中，使用三个资产属性：未付
 10 本金余额(UPB)、支付的概率 - 范围在 0 至 1、和担保的积分 - 由房

地产抵押作担保的概率，这些资产可能被分类成 5 个具有类似属性的组。

一旦对资产进行了分组，就计算为了进一步的认购审查而要采集并提交的样本的数量，计算方法是，确定能作出关于每个分割部分 (k) 中的总回收率的论断的可信度，确定希望具有的估计每个分割部分 (h) 中的总回收率的精确度，以及按照下列公式提供回收率的水平和范围的以未付本金余额 (UPB) 总数的百分比计的先验估计：

$$Var(\hat{Y}_R) = n \left[1 - \frac{n}{N} \right] \times \frac{\left[\sum_1^N x_i \right]^2}{\left[\sum_1^n x_i \right]^2} \times \frac{\sum_1^N (y_i - Rx_i)^2}{N-1}$$

n = 采样大小

N = 群集大小

x_i = 采样 i 的 UPB

y_i = 采样 i 的回收

$$R = \frac{\sum_1^N y_i}{\sum_1^N x_i} = \text{群集期望的回收 \%}$$

$$h^2 = k^2 \times n \left[1 - \frac{n}{N} \right] \times \frac{\left[\sum_1^N x_i \right]^2}{\left[\sum_1^n x_i \right]^2} \times \frac{\sum_1^N (y_i - Rx_i)^2}{N-1} \quad (\text{方程 C})$$

带 \hat{Y}_R 的估值 $Y = \sum_1^N y_i$ 的错误容许量

$$\hat{Y}_R = \hat{R} \times \sum_1^N x_i = \frac{\sum_1^n y_i}{\sum_1^n x_i} \times \sum_1^N x_i = \frac{\sum_1^n p_i y_i}{\sum_1^n p_i} \times \sum_1^N x_i \quad (\text{方程 D})$$

k = Tchebyshev 公式中的常数：

$$|\hat{Y}_R - \mu_{Y_R}| \leq k \sqrt{Var(\hat{Y}_R)} \quad \text{概率} \geq 1 - \frac{1}{k^2}$$

通过对 n 解方程 C，就能获得对给定群集所要求的样本规模。接
10 方程 C 进一步使用户能以 $1 - 1/k^2$ 的概率声明所计算的样本规模 n ，并且相关联的被认购值将在误差 h 内估计总的群集回收率 - 假设总的分割部分回收率的估计值是用方程 D 确定的。

实际上，如果没有可用的数据，则估计总回收率中的可变性是困

难的。一种电子表格工具实现以上计算，方法是在蒙特卡洛模拟中生成数据，引导用户分析结果，直到推导出有益的样本规模。

表 B 提供一例来自 20 个贷款的组的学习的输出，其估计的(期望的)回收率在 UPB 的 20% - 30% 之间，UPB 的范围在 1MM 和 2MM 之间。

5 需要 8 个样本才能以 75% 的可信度估计 20 个贷款的总回收率。

表 B: 样本规模电子表格向导

样本规模	Exp. Rec.	Cume Exp. Rec.	Cume UPB	Exp. Rec. %	沉积	N(群集规模)	n(样本规模)	期望回收率%
1	778,131	778,131	2,808,279	27.5%	-	20	8	27.8%
2	716,881	1,495,012	5,447,831	27.5%	27,259	范围	ER%范围	高值
3	359,327	1,854,339	6,702,090	27.7%	12,042	2,000,000	5.0%	44,180,339
4	481,798	2,337,137	6,538,878	27.4%	(20,856)	最小范围	最小ER%	期望回收率
5	606,774	2,943,911	10,708,462	27.8%	10,739	1,000,000	29.0%	12,123,821
6	418,889	3,362,800	12,207,496	27.5%	5,387	可信度	k	精度
7	822,818	3,985,618	14,808,180	27.3%	(22,886)	75.0%	2.00	1,312,582
8	584,789	4,570,407	18,911,278	27.1%	(22,886)			精度%
9	713,922	5,284,329	19,442,132	27.2%	28,241			
10	484,230	5,768,559	21,183,815	27.4%	28,269			
11	738,334	6,506,893	24,031,814	27.1%	(45,983)			
12	683,155	7,200,048	28,387,193	27.3%	39,857			
13	748,413	7,948,461	33,286,261	27.2%	(31,730)			
14	419,888	8,378,349	30,788,773	27.3%	18,088			
15	787,080	9,165,429	33,882,971	27.1%	(44,439)			
16	583,874	9,749,303	35,880,282	27.1%	8,822			
17	781,578	10,530,881	38,234,489	27.3%	86,386			
18	677,611	11,208,492	40,786,844	27.3%	(10,741)			
19	583,811	11,792,303	42,688,388	27.4%	34,789			
20	434,783	12,227,086	44,180,329	27.5%	30,810			

对每项资产作出适当地调整方差的预测，构造估价表，以包括投资组合中的每一项资产。在销售的单位上以连续的概率评价回收率，在一个实施例中，销售的单位是一个部分。在系统 28 的使用中，内部收益率 (IRR) 和方差然后将被评估。最佳的部分对于给定的 IRR 有较低 10 的方差。用项目的贴现率评估每个部分的净现值 (NPV) 高于 0 的概率。贴现率的确定根据是，资本的机会成本，加上 FX 交易成本，加上所预测的现金流回收率的方差中内在的总体不确定性中的风险。如果表明项目将有负的 NPV 的确定性大于百分之五，则不投标。 15 交易评估是通过部分，其决策标准是 IRR、某一部分中的 IRR 的风险方差、估计该部分付款的愿意程度和能力，盈利的时间 (TPP) 和按部分回报中的风险方差，以及折扣到无风险利率的部分的期望现金流的 NPV。

在竞争性投标环境中，当资产投资组合的内容是不可谈判的时， 20 投资人或卖方有强烈的经济动力来只选择总资产中可用来进行给予它们的总的财务结构以最佳的风险/回报的交易的那部分。以将有最大上侧概率中的更高的概率的资产满足最小的风险/收益期望值对投资人来说更有吸引力。

将总投资组合成分可以单独出售的子投资组合或部分。每个部

分有根据以前的分析预测的现金流概率分布和时间周期。这些部分然后被给予一个试行价。将新的资产与卖方或买方的现有资产绩效结合起来，并结果蒙特卡洛案例生成(具有所考虑到的相关联的互相关)。

5 部分选择过程包括对不买的部分的随机选择。一旦投资组合效应呈现某个模式，对要购买的部份的最佳选择、购买价格、约束因素就被随机优化找到。

用 NPV 可能会误导，这是由于与双折扣相关联的效应，当为了获得 PV 而对悲观情形打折扣时，将发生双折扣。用盈利时间，被用来克服这个局限，边际资本成本或无风险比率被用于由进行评估的分析者确定的折扣中。

推断评价程序 40 的监控学习过程 206 和部分采样程序 108 的步骤 120、122 和 126 有实质性的相似，因为认购人积极地参与该过程，但是该过程是自动化的。图 6 是表示用于可分割金融工具资产的自动化认购的过程 210 的流程图。金融工具的第一群集被公共属性定义 212。对根据属性从所定义的群集中选择的样本赋予值的专家意见 214。这个意见被用于样本认购过程 216，各值被查验属性的组合并被调和 218。过程 210 然后选择并设置 220 将被使用的各个属性，然后把各个资产分类 222 划入各群集。对每个群集资产应用 224 群集评价。用群集评价，通过规则 226 将各值细分，以创建信用分析表 228。

20 图 7 是一个包括几个模块的无监控学习 208 的典型实施例的流程图。数据采集模块收集任何地方能获得的相关数据。变量选择模块 232 确定被信用审查认为是关键的、或者在划分各种资产组时最具有区分功能的资产相关变量。分层的分割模块 234 根据分析者所选择的关键变量将资产的整个投资组合分割成 bins。FCM 模块 236 进一步根据资产数据的自然结构每个 bin 分类划入各个群集。认购审查模块 238 对每个群集分配计划的现金流和风险积分 138(图 3 中所示的)。这个积分然后被提供到信用分析表 136 中的对应正在程序 40 中被调整的群集中的资产各个资产值，以产生调整的信用分析表 140。该过程是连续循环的，可由计算机执行，所以能在其它地方进行标准认
25 30 购的同时继续。

图 8 表示用于代替图 3 和 4 中所描述的过程的替代性的典型推理评价过程 240。在替代性过程 240 中，采用一个七步骤的过程，用完

全认购、部分认购和推理评价的组合来快速地评价房地产贷款。第一，按照风险对资产采样 242。第二，资产被认购 244，估价被记录。第三，市场值群集例如由 FCM 形成 246，如下文所述的那样。第四，为被认购资产建立 248 回归模型。为更早的时候被建立 248 的那些被
5 认购资产中的被认购资产选择 250 一个最佳模型。第六，计算 252 所选择的模型的个数。第七，将所选择 250 的模型，以按个数加权的方式，应用到投资组合 12 的未被认购的或推断评价的部分 42，以预测每项未被认购部分的资产的值。按照过程 240 产生的各个资产值然后被放到调整的信用分析表 140 中(见图 3)。

10 在对资产采样 242 时，认购人用分层随机采样的方法来选择用于详细审查的资产。从抵押品属性构造各个层次。房地产投资组合的抵押品属性的例子包括，抵押品用途(商业的或居住的)、以前的评估额、市场值群集(根据以前的评估额、土地面积、建筑面积、当前的评估额、法庭拍卖实现的价格、财产类型和财产位置预测出来的)。
15 通常，以逆向的方式对资产采样，就是说，有意地按未付本金余额(UBP)或以前评估额(PAA)的降序从列表中选择。

认购 244 是个大型的手工过程，在这个过程中，专家认购人将价值符号归于抵押品资产。将被认购的估价存储在主数据库表中，诸如(图 2 中所示的)数据库 76 中。估价通常是以现行市场价格的货币单位
20 合计的(例如 100,000KRW)。

图 9 是由系统 28 采用的过程的自动化部分的高级概览 290。自动化的程序被认购人用来辅助根据程序 34(也见图 3)进行完全认购。在程序 34 中捕获到的知识，被应用于推断评价过程 40，以减少金融工具的预期努力(due diligence)估价中的费用和不确定性，并降低预期努力估价之间的费用和可变性。估价要经过一个现金流模型检验，
25 该现金流模型包括资产水平评价 146、确定性现金流桥 148、随机性现金流桥 152 和现金流表 150。结果的标估价 154 要经过博彩策略 160 和管理调整 162 的检验，以产生最后的表 164。

图 10 是形成群集 246 的典型实施例的流程图。在形成群集 246
30 时，认购人借助各种算法，诸如(图 3 中所示的)算法 134，用以前评估额(PAA)作为驱动变量，用基于分类和回归树(CART)的模型进行分析，产生按抵押品用途和市场价值(CUMV)组的 UW 资产的分组。

下面简述两种评估基于 CART 的模型的性能的方法。一个方法使用基于 CART 的方法的均方误差和 (SSE) 与简单模型的均方误差和的比率, 该比率被称作误差比率。简单模型是向所有资产分配一个平均资产价格的模型。第二个方法计算一个确定系数, 该系数记为 R^2 , 定义为

$R^2 = 1 - (SSE/SST)$, 其中 SST 是平方总额的和 (sum of squares total)。

R^2 是每个分割部分 (segment) 内的某单一资产相对于全体资产的贡献。特定分割部分内某资产的 R^2 值越高, 贡献就越高。根据这两个方法将不同的投资组合分割部分排序, 给出模型在每个投资组合分割部分内的预测功能如何良好, 在例如为每个部分定价方面给投标人一定程度的舒适性。

部分CO	数据	B	C	总数	C贷款按 排序的 误差比 率	C贷款按 排序的 R ² 均方
CO.01	当前UPB THB之和	845,888,108	82,888,808	728,888,118		
	贷款数	88	18	78		
	SST之和	888,888,888,888.88	77,888,188,177.88	877,888,118,218.88		
	SSE(CART)之和	288,888,288,888.88	28,877,877,888.88	278,888,788,888.88		
	SSE(简单的)之和	440,788,288,788.88	88,887,888,888.88	477,887,788,888.88	0.73817	0.18%
CO.02	当前UPB THB之和	88,778,888	378,788,147	498,844,847		
	贷款数	8	118	127		
	SST之和	88,888,888,888.88	1,088,881,188,888.88	1,071,788,888,888.88		
	SSE(CART)之和	8,188,888,278.88	88,888,278,818.88	88,888,188,888.88		
	SSE(简单的)之和	7,087,788,488.88	138,888,441,888.88	148,888,441,888.88	0.61488	0.09%
CO.03	当前UPB THB之和	788,888,888	278,818,877	1,078,888,888		
	贷款数	88	88	177		
	SST之和	2,888,887,878,177.88	1,017,887,188,888.88	3,888,888,888,811.88		
	SSE(CART)之和	728,888,888,888.88	88,888,278,818.88	788,888,788,888.88		
	SSE(简单的)之和	888,888,888,888.88	41,788,444,378.88	871,888,888,888.88	1.678237	0.48%
CO.04	当前UPB THB之和	818,288,888	188,888,888	1,018,188,888		
	贷款数	118	28	144		
	SST之和	877,278,177,888.88	228,881,888,418.88	1,181,888,888,888.88		
	SSE(CART)之和	328,888,888,888.88	88,888,278,818.88	428,217,888,888.88		
	SSE(简单的)之和	888,888,888,888.88	88,278,788,788.88	788,888,188,888.88	1.478316	0.11%
CO.05	当前UPB THB之和	221,788,288	41,888,418	288,278,888		
	贷款数	88	18	88		
	SST之和	728,888,444,888.88	188,881,888,888.88	488,888,888,817.88		
	SSE(CART)之和	28,847,888,188.88	18,181,888,888.88	38,788,888,888.88		
	SSE(简单的)之和	28,887,818,888.88	8,818,888,847.88	37,418,888,818.88	1.188188	0.14%
当前UPB THB之总和	2,841,788,888	888,788,848	3,888,888,888			
贷款数	888	274	888			
SST之和	4,888,378,881,422.88	2,817,412,348,888.88	7,218,788,888,888.88			
SSE(CART)之总和	1,348,888,288,748.88	278,187,788,888.88	1,888,118,888,888.88			
SSE(简单的)之总和	2,088,881,888,888.88	288,878,181,888.88	2,888,877,248,888.88	0.978188	0.22%	
	R-均方的(基于CART的模型)	71.4%	88.9%	77.5%		
	R-均方的(简单模型)	53.4%	88.8%	87.8%		

表 C: 按资产的排序误差比率和 R^2 值

第一步是定义有关投资组合的分割部分 (segmentation)。这些分割部分可以是例如基于行业、未付余额 (UPB) 量、地区或客户风险的预先定义的部分。上面的表 C 是一例根据各部分和资产排序 (B 或 C) 定义的部分。

表 C 提供一例来自对具有五个部分和两个不同资产类型 (B 和 C)

的投资组合的研究的输出。该表显示出不同的分割部分的误差比率是如何排序的。对每个分割部分内的类型 C 的资产也计算了每个资产的 R^2 值。

5 第二步是计算 CART 模型感兴趣的每个投资组合分割部分的 SSE 值(平均价格的推算)。误差比率是通过将根据 CART 模型的 SSE 除以根据简单模型的 SSE 而计算的。如果误差比率小于 1, 则基于 CART 的模型就是比简单模型更好的预测工具。作为附加的好处, 通过按照误差比率尺度选择在每个分割部分中性能最好的模型, 可以以 CART 和简单模型的“混合”组合的形式形成一个优越的模型。

10 第三个步骤是为每个投资组合分割部分内的每项资产计算 R^2 值。每个资产的 R^2 的计算方法是(每个分割部分的 SST - 每个分割部分的 SSE)/(所有资产的总 SST × 每个分割部分内的资产数量)。

15 最后根据在第二步骤中计算的误差比率和在第四步骤中计算的 R^2 值, 将所有的分割部分排定次序。该模型对在这两种测量尺度上排名高的分割部分预测价格值时是精确的, 误差比率和 R^2 和优越模型是用这些测量尺度建立的。

表 D 表示(来自表 C 的)类型 C 的资产的五个部分根据这两个性能尺度的相对排序。

表 D: 投资组合分割部分排序

部分 C0	C	R-均方的	排序误差比率	排序 R-均方的
C0 01	0.73	0.18%	2	2
C0 02	0.61	0.06%	1	5
C0 03	1.58	0.46%	5	1
C0 04	1.47	0.11%	4	4
C0 05	1.20	0.14%	3	3

20 图 10 是表示用 FCM 来选择群集做模型的构成群集 246 的一个典型实施例。(图 2 中所示的)计算机 38 通过采用选定的数据 78 和进行 FCM 分析来产生群集的方法来构成群集 246。

25 图 11 表示建立模型 248、选择最佳模型 250 和计算个数 252, 其中用数据库 76 建立 6 个模型。(图 2 中所示的)计算机 38 执行这个过程。模型建立 248 被用来辅助认购人为了完全认购 14 和基于样本的认购 34 以及推理评价而对资产进行优先排序。

图 11 的下面的部分是一个表，表示从按照建立模型 248d 建立的 6 个模型中选择最佳模型 250 的一个典型实施例。这些模型按哪些变量被用作 X 而不同。所有模型都使用 CUMV 群集(这些对所有资产都存在)。这些来自建立模型 248 的模型被用来除了市场价值 (MAV) 258 外还预测法庭拍卖价值 (CAV) 256。其它实施例(未予示出)使用其它模型来预测其它值。

在选择最佳模型 250 时，被选择的是所考虑的 K 个回归模型(这里的 K = 6)中的最佳模型。按照以下尺度为每个 UW 资产选择最佳模型： $\min_k \{abs(y - \hat{y}_k), 1E^{20}\}$ ，其中 y 是待预测的 UW 值， \hat{y}_k 是来自第 k 个回归模型的预测， $k = 1, 2, \dots, K$ 。

在计算计数 252 时，计算在每个 CUMV 群集内 K 个模型的每个被选择的次数。图 11 含有对应 CAV 和 MAV 模型化情形的这些计数。其它模型化情形被用在其它实施例中。

在应用模型 254 时，使用为每个非 UW 资产产生一个预测的所有模型得出的加权平均预测。权重是从所计算 252 的计数的频率构造的，预测来自模型建立过程。在一个实施例中，用一个商业统计分析软件 (SAS) 系统来产生模型。使用 SAS 系统产生的结果是，每个非 UW 资产将从该非 UW 资产有与之对应的每个输入变量(即出现的“X 变量”)的每个模型中得到一个预测的 UW 值。其它模型建立包共享该特性。下面的方程 E 详细说明了该程序。

$$\hat{y}_i = \frac{\sum_{i,j,k} I_{ik} f_{ijk} \hat{y}_{ik}}{\sum_{i,j,k} I_{ik} f_{ijk}} \quad (\text{方程 E})$$

在方程 E 中，如果模型 k 为资产 i 生成了预测，则 $I_{ik}=1$ ，否则是 0； f_{ijk} = 模型 k 为第 i 个 CUMV 类型 ($i=1, 2$) 和第 j 个 CUMV 群集 ($j=1, 2, 3$) 中的 UW 资产而被选择的次数； \hat{y}_{ik} = 对模型 k 中的 y_i 的预测。注意，从资产有预测的每个模型建立方法中只有一个贡献，每个贡献是以该模型建立方法同一个 CUMV 群集中的所有 UW 资产而被选择的次数加权的。

过程 240 也被用来通过以对应的统计量替代方程 E 中的 \hat{y}_{ik} 估计平均预测的可信度下限 (LCL) 和可信度上限 (HCL)，



回头参看图 3, 监控学习过程 206 和无监控学习过程 208 采用分类。“分类”是一种工具, 它试图通过将数据集的模式组织成组或群集来评估模式中的关系, 一个群集内的各模式之间的相似程度比属于不同群集的模式更高。就是说, 分类的目的是从大型数据集中提取数据的自然分组, 产生系统行为的精确表示。无监控学习过程 208 采用模糊分类方法 (FCM) 和知识工程来自动地对财产分组, 用于评价。FCM 是一种已知方法, 使用广泛, 并被应用于统计模拟中。该方法的目的是最小化群集内距离, 最大化群集间距离。通常使用欧氏 (Euclidean) 距离。

FCM248 (见图 10) 同时地最小化群集内距离, 最大化群集间距离。通常使用欧氏距离。FCM 是一种循环优化算法, 它最小化成本函数

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m \|X_k - V_i\|^2 \quad (\text{方程 F})$$

其中 n 是数据点的个数; c 是群集的个数, X_k 是第 k 个数据点; V_i 是第 i 个群集中心; μ_{ik} 是第 i 个群集中第 k 个数据的成员关系的程度; m 是大于 1 的常数 (通常 $m=2$)。注意 μ_{ik} 是范围在 $[0, 1]$ 的实数。 $\mu_{ik} = 1$ 的意思是第 i 个数据绝对在第 k 个群集中, 而 $\mu_{ik} = 0$ 的意思是第 i 个数据绝对不在第 k 个群集中。如果 $\mu_{ik} = 0.5$ 的意思是, 第 i 个数据部分地在第 k 个群集中, 部分程度在 0.5。显然, 如果每个数据点都只属于一个特定的群集, 没有对任何其它群集的部分程度的成员关系, 则成本函数就是最小化的。就是说, 在把每个数据点分配到其所属的群集时没有歧义性。

成员关系的程度 μ_{ik} 由下列方程定义:

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|X_k - V_i\|^2}{\|X_k - V_j\|^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (\text{方程 G})$$

显然, 群集中心 V_i 中的数据点 X_k 的成员关系的程度 μ_{ik} , 随 X_k 接近 V_i 而增加。同时, μ_{ik} 会随 X_k 远离 V_j (其它群集) 而变小。

第 i 个群集中心 V_i 被定义为

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m X_k}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m} \quad (\text{方程H})$$

显然，第 i 个群集中心 V_i 是 X_k 的坐标的加权总和，其中 k 是数据点的个数。

5 以期望的群集个数 c 和对每个群集中心 $V_i (i=1, 2, \dots, c)$ 的初始估计为开始，FCM 将汇聚到对 V_i 的解答，它代表成本函数的局部最小点或马鞍点。该 FCM 解答如同大多数非线性优化问题一样，非常依赖对初始值(即个数 c 和初始的群集中心的 V_i) 的选择。

10 在一个典型实施例中，通过无监控的模糊分类方法将整个投资组合 12 分割，由认购专家审查每个群集，由此帮助认购人选择金融工具进行完全认购 14 和部分认购 34。作为替代方法，可以将这个 FCM 只应用于局部 42。结果，每个群集都被分配到用于调整 138 目的的 HELTR 综合积分(见图 3)。实际上，HELTR 综合积分捕获期望的现金流和现金流范围、其计时以及与每个群集相关联的风险。

15 现在参看图 2，在一个实施例中，完全认购部分 16 与总投资组合 12 的比率是资产的 25%和全部资产的面值的 60%。这些资产的完全认购有保障的原因是它们的规模和价值。然而，这个认购对于所有认购人来说是相当一致的，所以认购不会产生严重的投标差异。然而，剩余的包含部分 36 和 42 的 40%，在该典型实施例中构成资产的 75%，只是面值的 40%在被认购之前是高度投机的。在能找出部分 36 和 42f
20 的价值的程度上，例如 - 但不限于，超过粗略推算的额外的百分之五，该差异指的是赢得和失去整个投资组合投标或整个部分投标的差异，意味着数亿美元的利润差异。

25 就保险策略的情形而言，按照程序 40，用统计方法来试图回答三个基本问题：(a) 我们应如何收集数据？(b) 我们应如何总结我们收集的数据？(c) 我们的数据总结有多么准确？算法 134 回答问题 (c)，是一种基于计算机的方法，没有复杂的理论证据。用于保险单推理评价的算法 134，适于回答对于传统统计分析来说过于复杂的统计推理。用于保险单推理评价的算法 134，通过反复地进行带替换的采样，模拟统计估计的分布。该算法总体上由三个步骤组成：(I) 带替换的采

样, (II) 兴趣的评估统计, (III) 估计标准偏差。

按照保险算法 134, NPV 标准误差的估计是按下列方法进行的。对于每个风险模型以及对于模型中的每个分割部分, 假设分割部分中有 N 个保险单, 用带替换的采样选择 n 个样本 (例如 $n=100$)。本例中每个样本也含有 N 个保险单。对于每个样本, 对于所有的历史保险单:

$$\frac{A}{E_w} = \frac{\sum(Act)}{\sum(Widexp) / 0.72858} \quad (\text{方程 I})$$

下一步, 通过 $NPV = \sum P \cdot \sum E \cdot (\sum C) \times \frac{A}{E_w}$ (方程 J) 为近来的保险单生成净现值。计算这 n 个 NPV 值的样本标准偏差。在方程 I 中, Act 是实际的索赔, wtdexp 是每个单项保险单的加权的期望索赔。

图 12 的表中是用于信用积分 138 的示例性标准 80 和示例性规则集。也可以根据金融工具的类型和特定的投标条件或投标人的任何其它要求或偏好, 选择其它的标准。

图 13 是类似于树形图 66 (见图 2 的下半部分) 的树形图 260。在图 13 中, 分离的标准是 (a) 是否安全 (安全), (b) 是否循环 (revolving), (c) 最后的付款是否为零。结果是 6 个群集 262、264、268、270、272, 随便地称作 “摇动树”。

图 14 表示按照本发明的一个实施例的典型系统 300。系统 300 包括至少一个配置成服务器 302 的计算机和多个计算机 304, 它们与服务器 302 相连, 形成网络。在一个实施例中, 计算机 304 是包括网络浏览器的客户系统, 服务器 302 是计算机 304 通过因特网可接入的。此外, 服务器 302 是一个计算机。计算机 304 通过许多接口互连到因特网, 这些接口包括诸如局域网 (LAN) 或宽域网 (WAN) 的网络、拨号连接、电缆调制解调器和专用高速 ISDN 线路。计算机 304 可以是任何能连接到因特网 (包括基于网络的电话或其它基于网络的可连接设备 - 包括无线网和卫星) 的设备。服务器 302 包括一个与含有描述资产投资组合的集合的中央数据库 76 (也在图 2 中显示) 连接的数据库服务器 306。在一个实施例中, 中央数据库 306 存储在数据库服务

器 306 上, 由计算机 304 之一上的用户通过用计算机 304 之一登录到服务器子系统 302 而访问。在一个替代性实施例中, 中央数据库 76 远程地存储在服务器 302 以外。服务器 302 进一步被配置成能为以上所述的资产评估方法接收和存储信息。

5 尽管系统 300 被描述成一个连网系统, 可以设想这里描述的用于资产投资组合的审查和操作的方法和算法也可以在不与其它计算机连网的独立计算机上执行。

尽管以各种特定实施例说明了本发明, 本领域的那些熟练人员知道, 在本发明的精神和范围内在实践中可以对本发明作出修改。

说明书附图

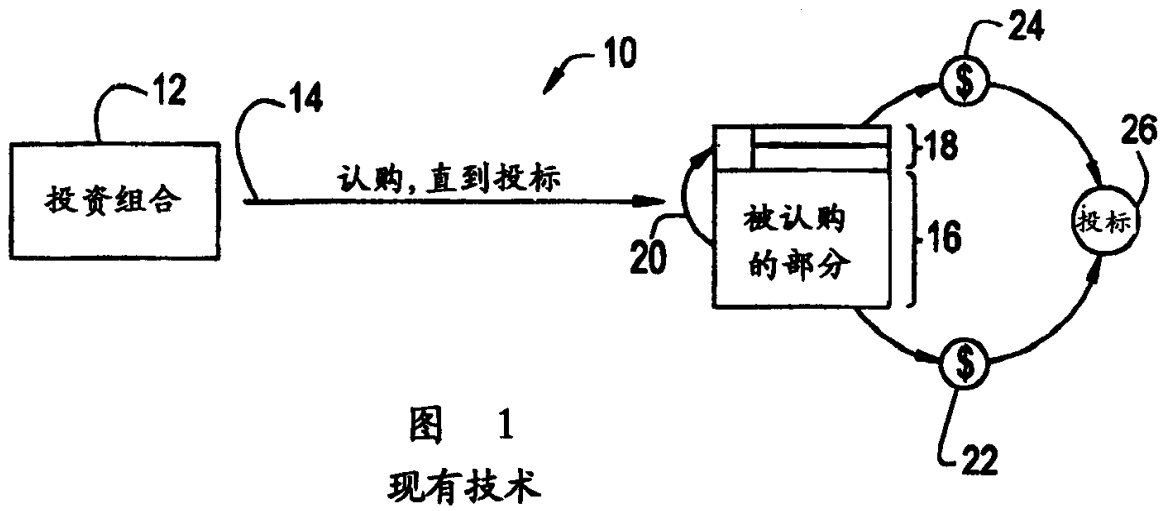


图 1
现有技术

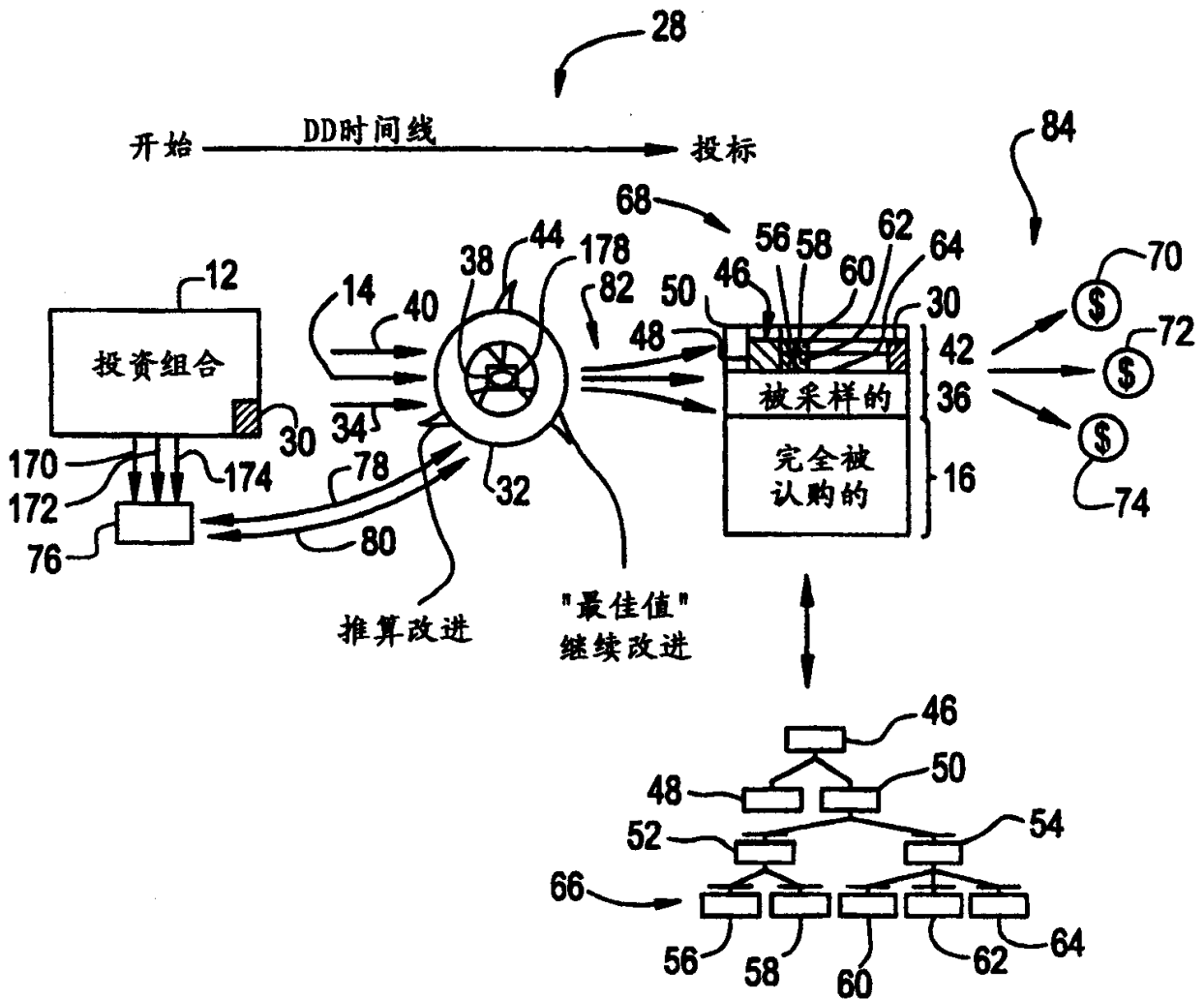


图 2

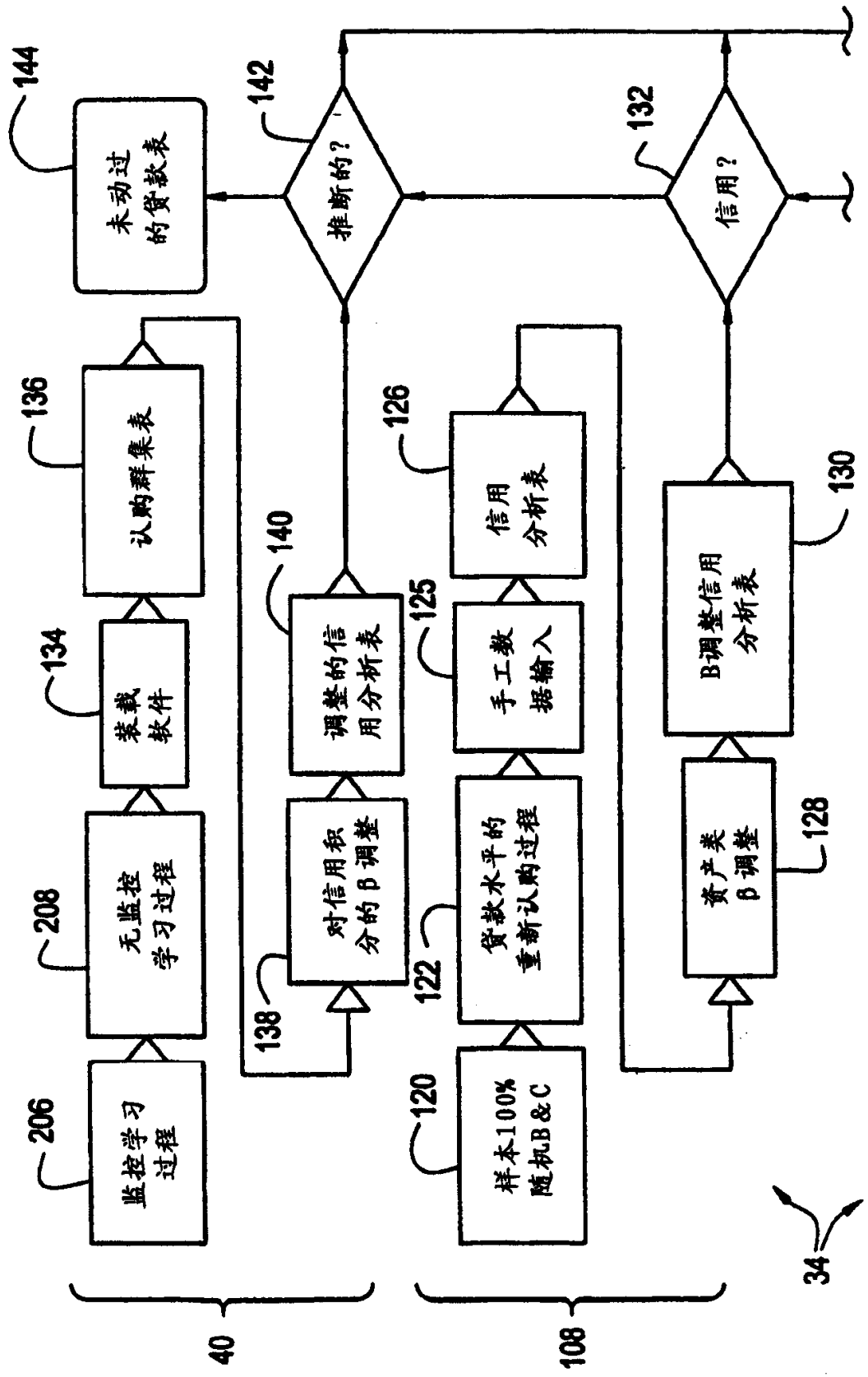


图 3A

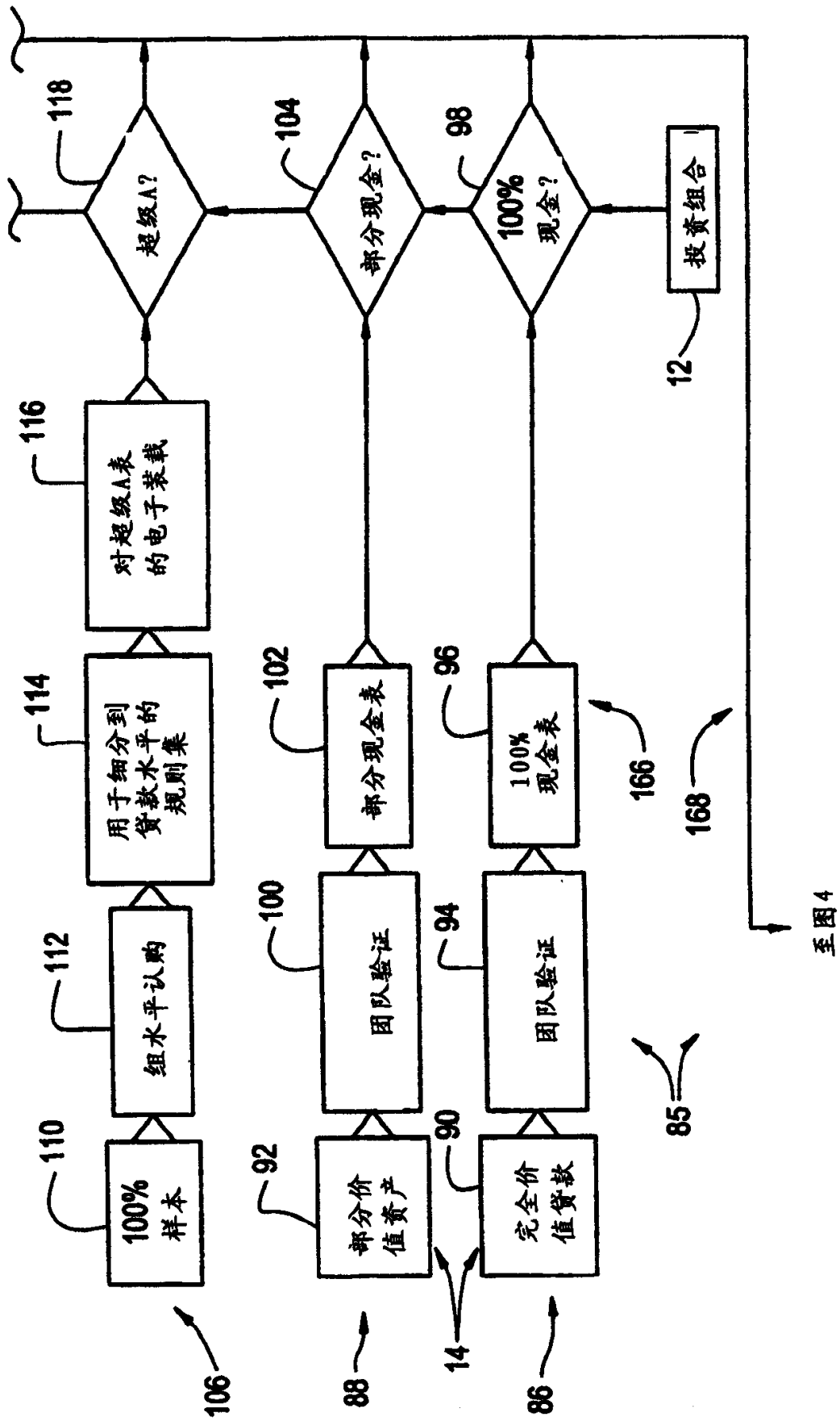


图 3B

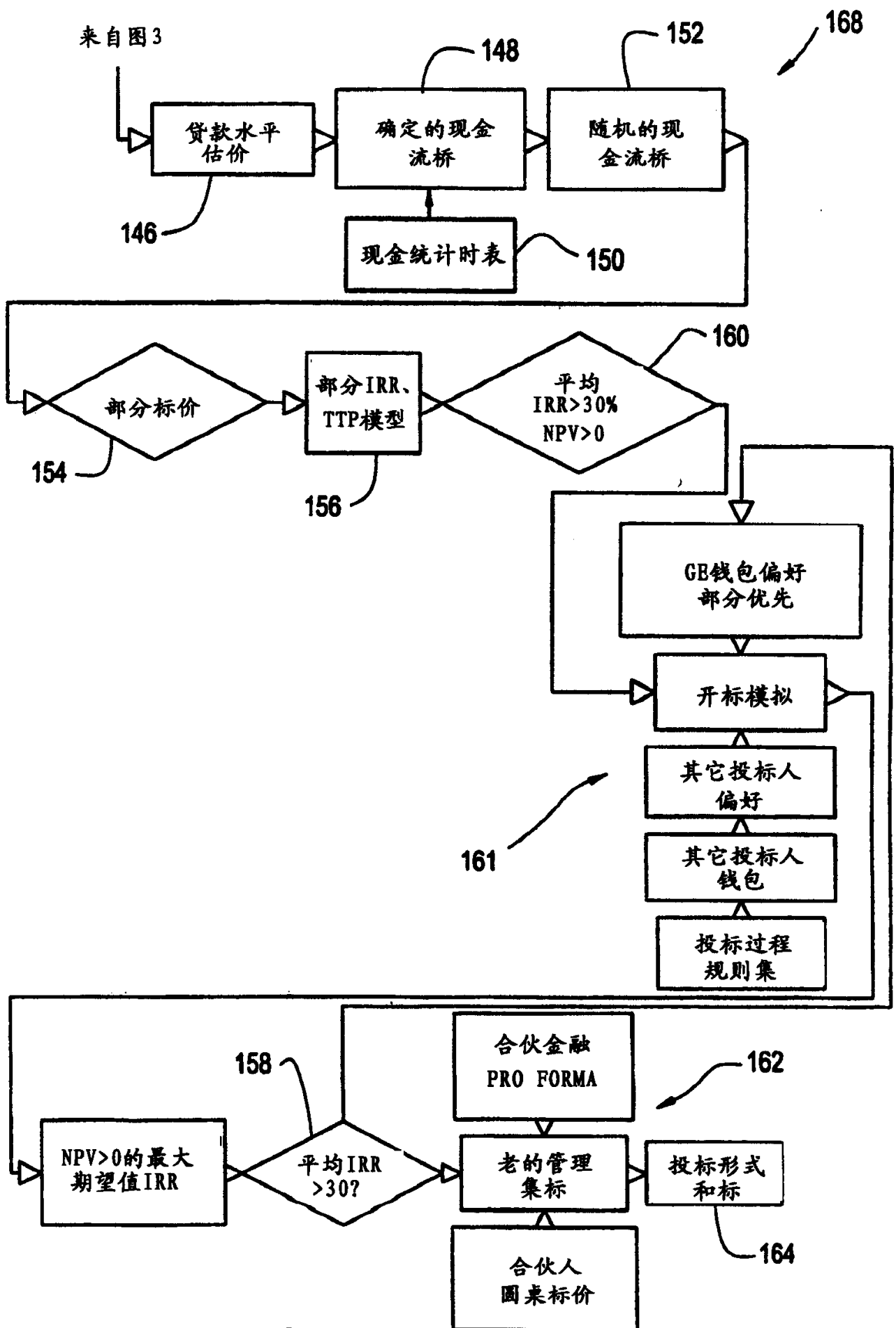


图 4

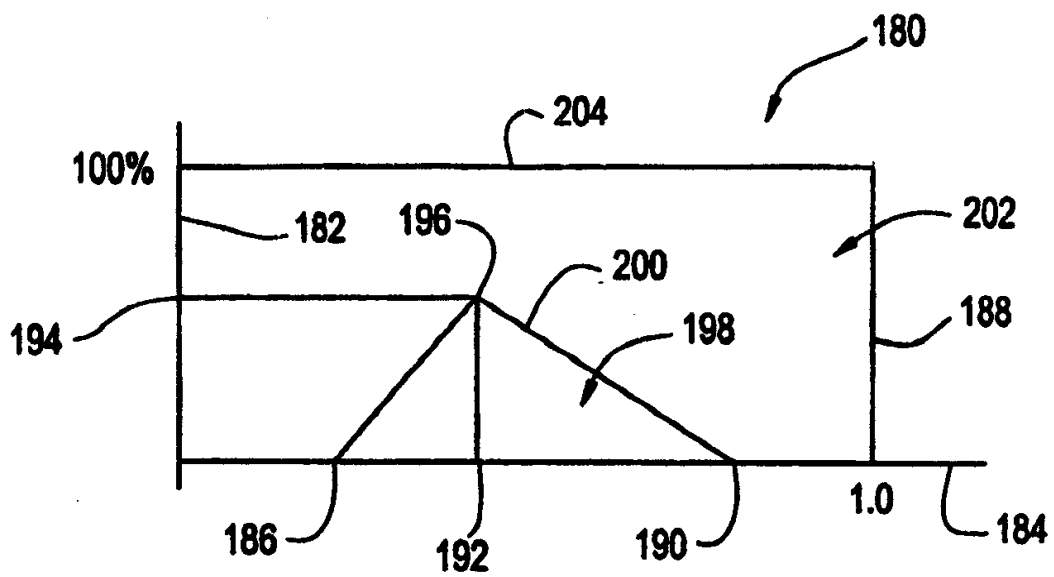


图 5

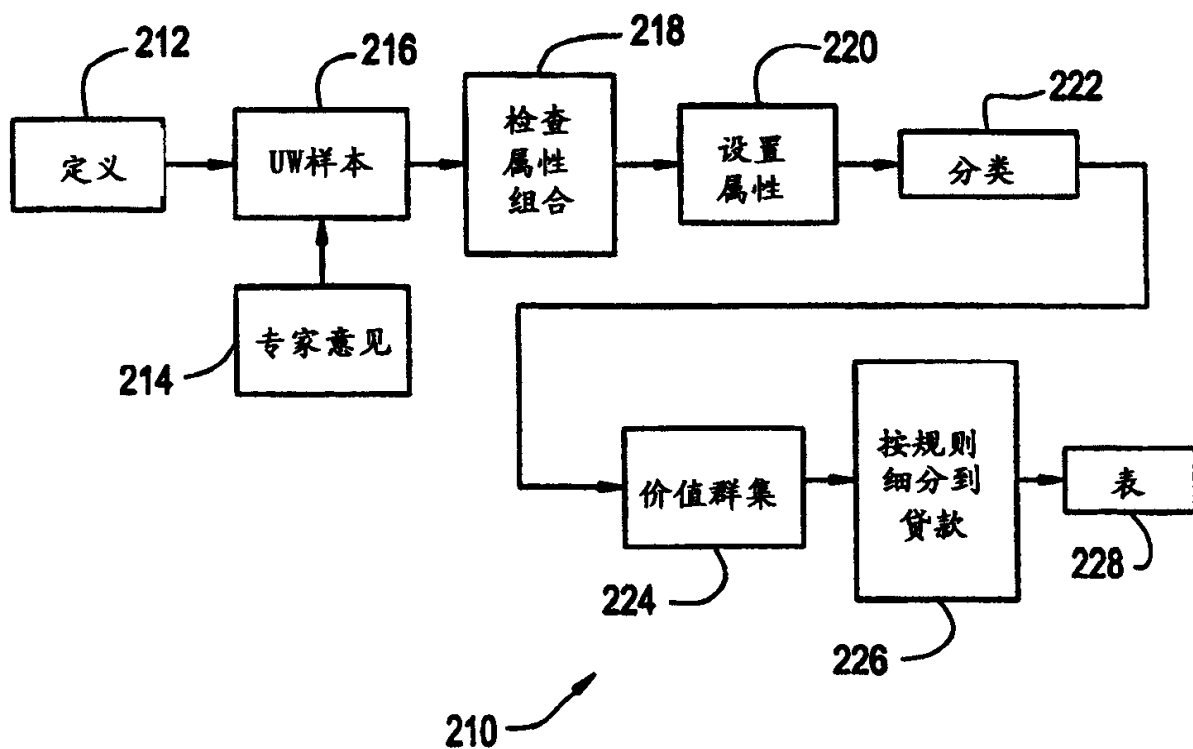


图 6

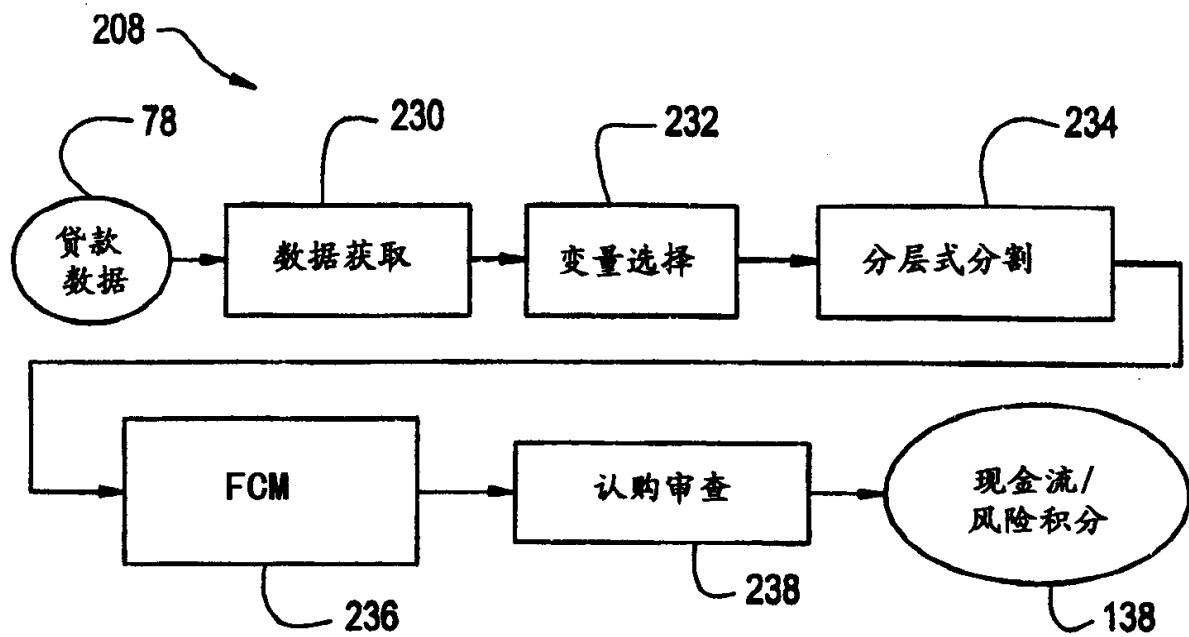


图 7

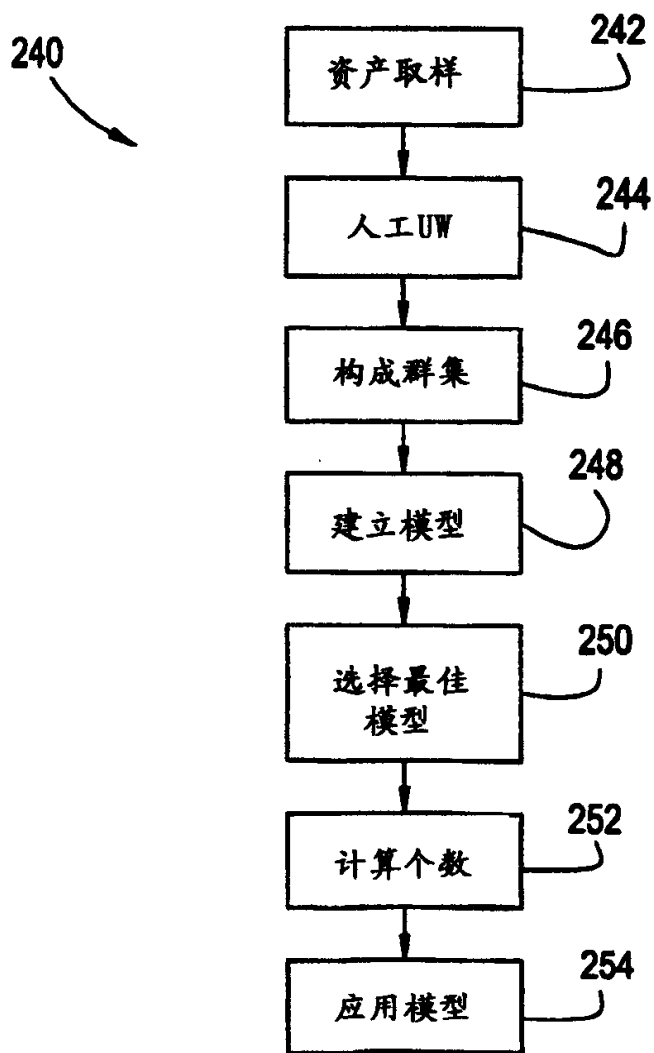


图 8

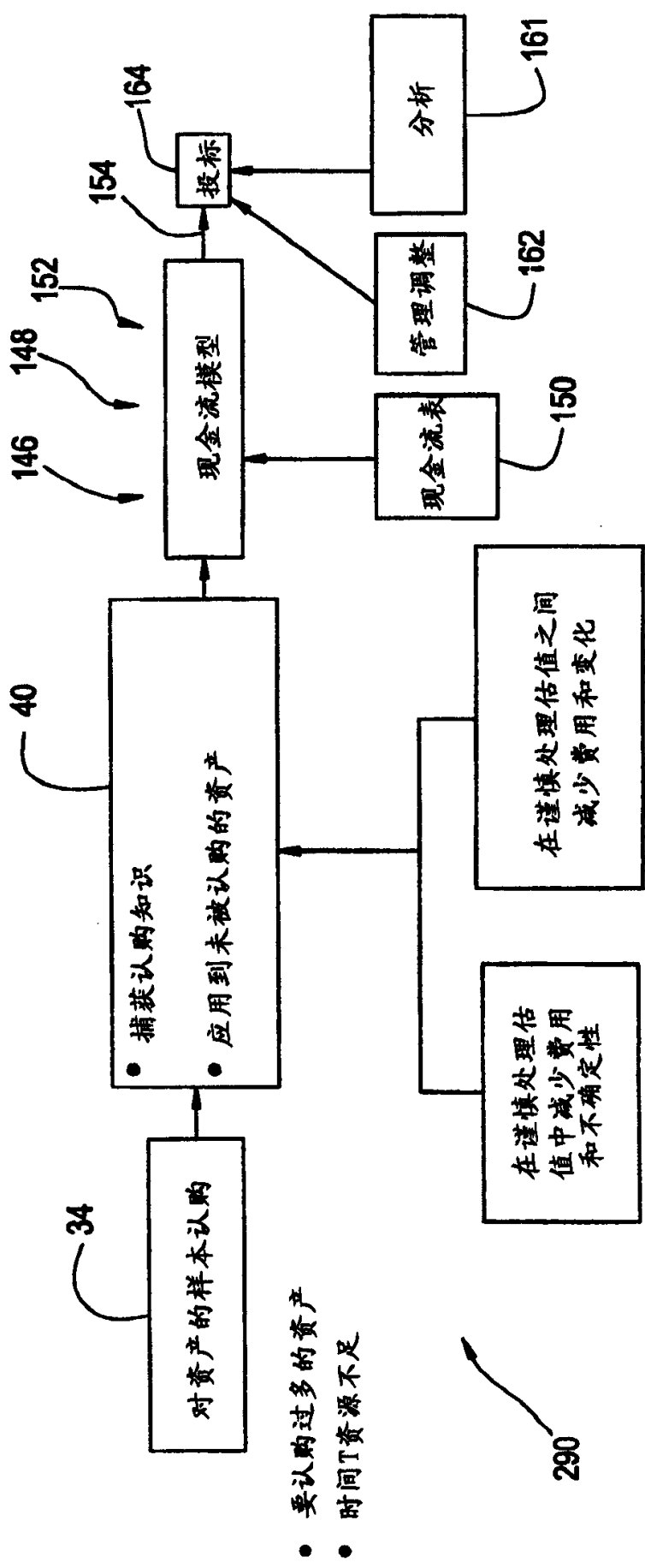
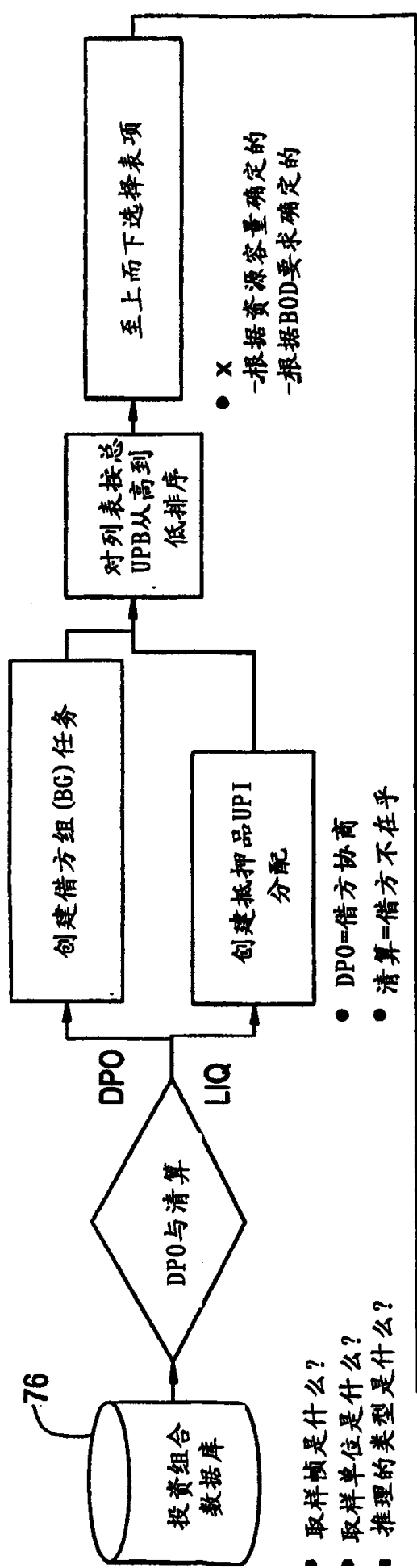


图 9



- 取样帧是什么?
- 取样单位是什么?
- 推理的类型是什么?

- DPO=借方协商
- 清算=借方不在乎

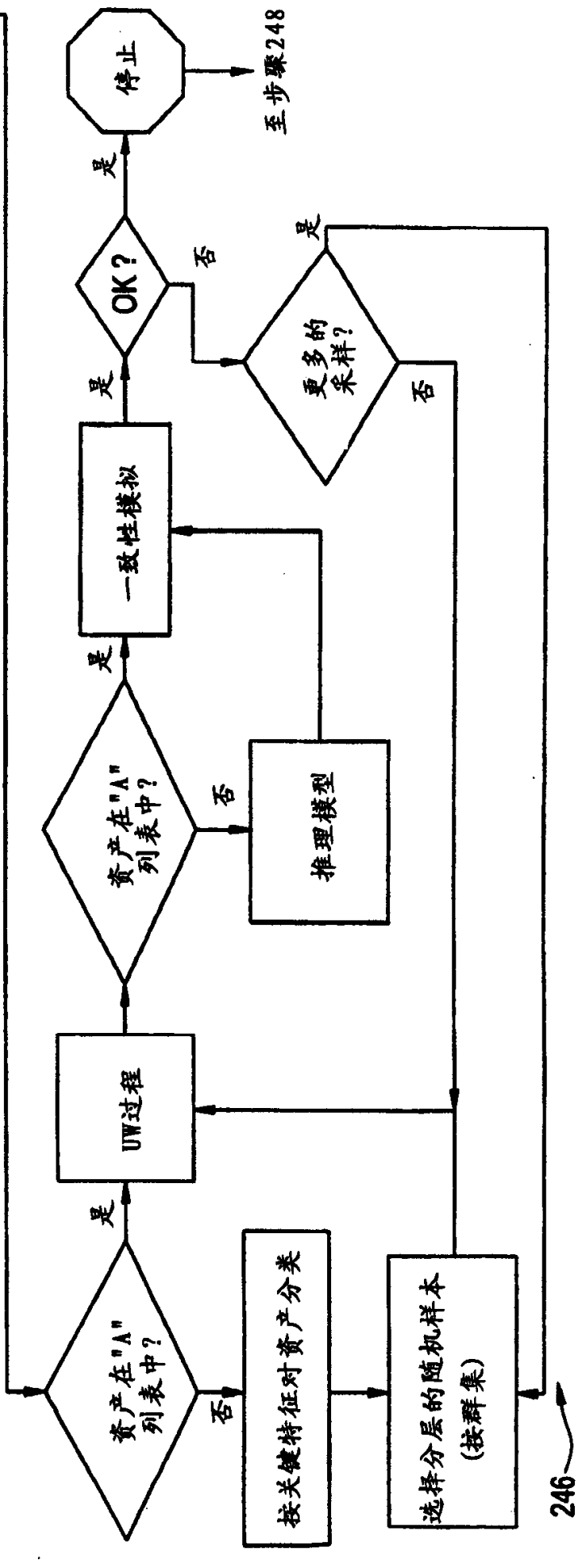
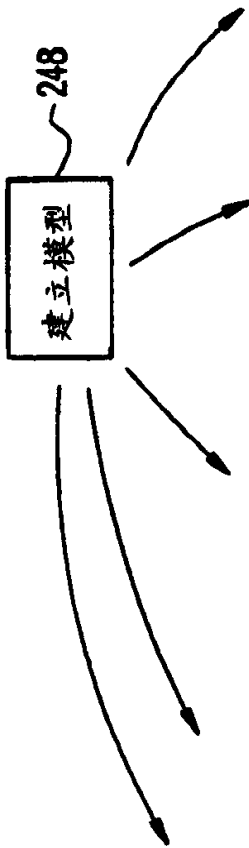


图 10

6个被建立的模型:

- 模型依所用变量而不同
- UW资产得到最小误差预测 (实际-预测)



所用变量

土地面积
 建筑面积
 老的评估
 GEN1预测的当前评估
 GEN1预测的实现评估
 财产类型
 位置

-按-

组(群集)

	模型1	模型2	模型3	模型4	模型5	模型6
土地面积	X		X	X	X	
建筑面积	X		X	X	X	
老的评估						X
GEN1预测的当前评估	X	X	X	X	X	
GEN1预测的实现评估	X	X	X	X	X	
财产类型	X	X	X	X		
位置						
组(群集)	X	X	X	X	X	X
	X	X	X	X	X	X



图 11A

模型“权重”:

- 每个单元格是模型为UW资产产生最佳预测的次教
- 为非UW资产确定用于平均预测的权重



模型	模型1	模型2	模型3	模型4	模型5	模型6	和
256	13	13	13	8	8	8	32
	29	25	29	24	22	19	148
资产类							235
商业的							
总的	5	5	10	15	4	12	51
住宅的	4	7	9	3	13	23	59
	2	15	11	4	13	8	53
							163
258	16	13	11	10	15	21	86
	29	22	29	27	24	19	150
资产类							236
总的							
商业的							
总的	5	8	4	9	11	14	51
住宅的	8	8	10	0	15	18	59
	6	16	5	5	20	2	54
							164
252							

图 11B

变量	类别/值范围	编码方案
贷款抵押的	{YES, NO}	YES=1 否则 0
贷款类型	{循环的, 非循环的}	循环的 = 1 否则 0
上一次支付	[0, 250 MM]	如果上次支付=0, 0; 否则 1
缺省发送的通知		97年6月前, 1; 否则 0
原始到期日		97年6月前, 1; 否则 0
联合贷款	{YES, NO}	YES=1 否则 0
贷款保障的	{YES, NO, NAV}	YES=1 否则 0
征收积分	[0, 1]	
扣押位置	{-1, 0, 1}	如果扣押位置=1, 1; 否则 0
当前未付余额/起初余额	[0, 2.9]	归一化为 [0, 1]
上一次付息/上次会款	[0, 1]	

80 → 138

图 12

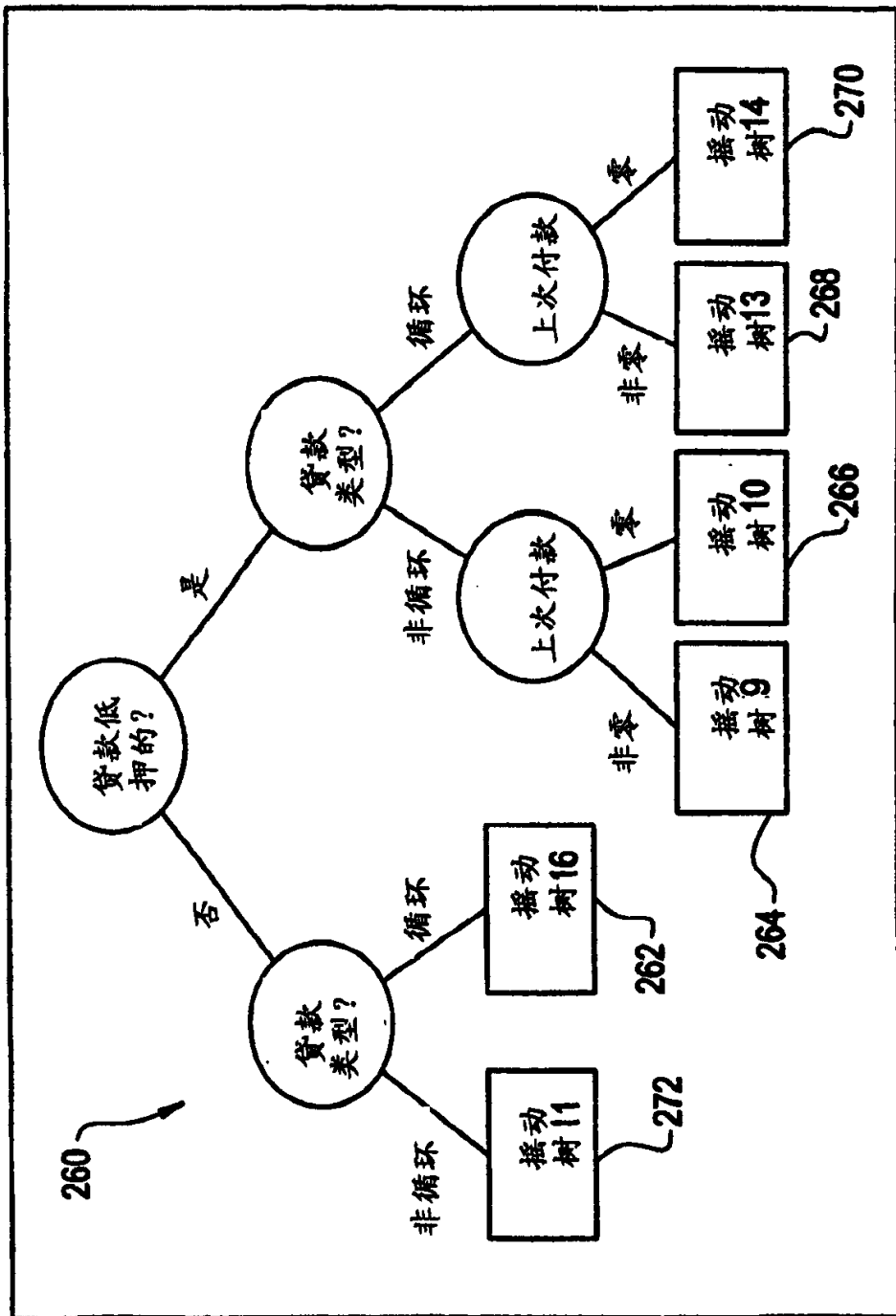


图 13

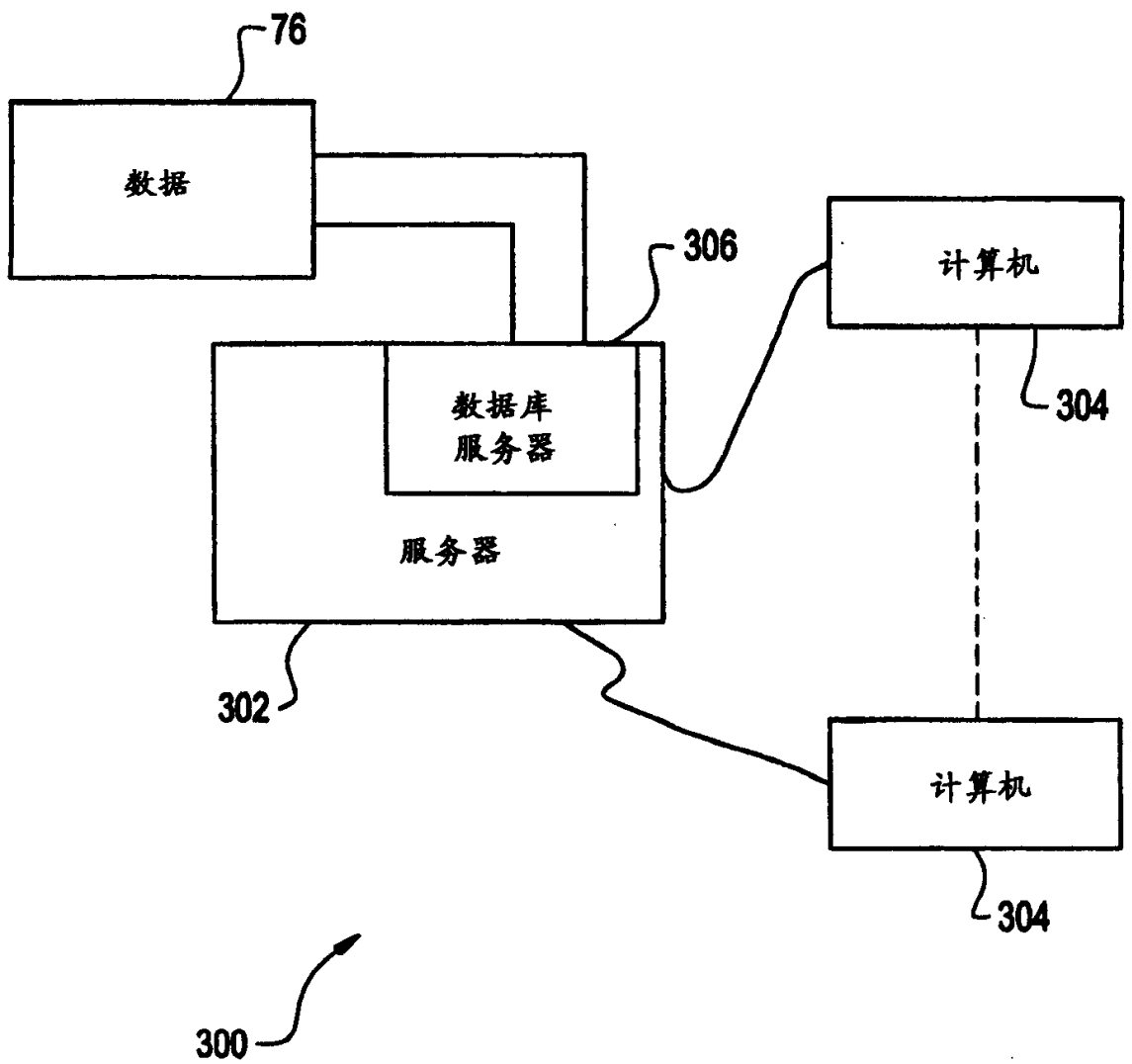


图 14