(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 117280366 A
(43)申请公布日 2023.12.22

(21)申请号 202280028418.6
(22)申请日 2022.02.15
(30)优先权数据
17/231,252 2021.04.15 US
(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2023.10.13
(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/US2022/016437 2022.02.15
(87)PCT国际申请的公布数据
WO2022/220917 EN 2022.10.20
(71)申请人 甲骨文国际公司
地址 美国加利福尼亚
(72)发明人 A·瓦赫汀斯凯
(74)专利代理机构 中国贸促会专利商标事务所有限公司 11038
专利代理师 周衡威
(51)Int.Cl.
G06Q 10/08(2006.01)

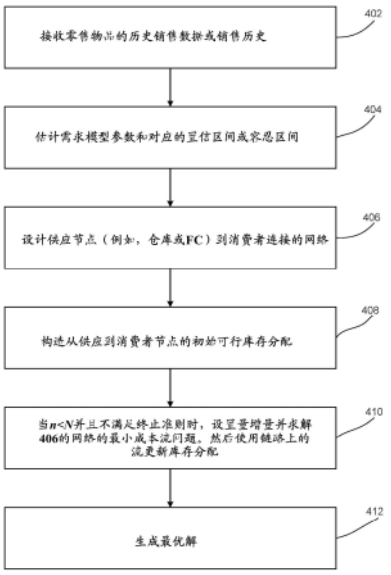
权利要求书3页 说明书17页 附图4页

(54)发明名称

库存分配和定价优化系统

(57)摘要

实施例优化零售物品的库存分配,其中零售物品从多个不同的履行中心被分配给多个不同的客户群。实施例接收零售物品的历史销售数据并估计需求模型参数。实施例生成包括与履行中心对应的第一节点、与客户群对应的第二节点以及第一节点和第二节点之间的第三节点的网络,第三节点中的每一个与第二节点中的一个对应。实施例生成从第一节点到第二节点的初始可行库存分配,并求解网络的最小成本流问题以生成最优库存分配。



CN 117280366 A

1.一种优化零售物品的库存分配的方法,其中零售物品从多个不同的履行中心被分配给多个不同的客户群,所述方法包括:

接收零售物品的历史销售数据;

估计需求模型参数;

生成包括与履行中心对应的第一节点、与客户群对应的第二节点以及第一节点和第二节点之间的第三节点的网络,第三节点中的每一个与第二节点中的一个对应;

生成从第一节点到第二节点的初始可行库存分配;以及

求解所述网络的最小成本流问题以生成最优库存分配。

2.根据权利要求1所述的方法,需求模型参数包括以下中的一个或多个:价格弹性、促销提升效应、促销后疲劳效应、与其他产品的相似性或季节性系数。

3.根据权利要求1所述的方法,还包括估计所估计的需求模型参数的对应置信区间或容忍区间。

4.根据权利要求1所述的方法,生成所述网络包括:

当来自对应的履行中心的供应能够满足对应的客户群处的需求时,将第一节点中的每一个连接到第三节点中的每一个。

5.根据权利要求1所述的方法,使用初始可行库存分配x_{ml}求解最小成本流问题包括:

$n \leftarrow 1$

while $n<N$并且不满足终止准则

$\delta \leftarrow \delta_0/n$

获得作为对MCNF(δ)的最优解的f_{ml}

$x_{ml} \leftarrow f_{ml}$

$S_l \leftarrow \Sigma_{m \in M} x_{ml}$

$b_m \leftarrow B_m - \Sigma_{l \in L} x_{ml}$

end while

return x_{ml}

其中存在为L个客户群提供服务的M个履行中心,在每个履行中心m处,对于每个客户群l存在初始产品库存S_m,B_m是FCm处的库存量。

6.根据权利要求5所述的方法,其中MCNF(δ)包括:

$\frac{\partial \bar{R}_\ell^*(S_\ell)}{\partial S_\ell}|_{\sigma_\ell} = \min_m c_{m\ell}$,其中产品分配量$\sigma_l$被用于针对最优预期收入$\bar{R}_\ell^*(S_\ell) = \bar{R}(p_\ell^*, S_\ell)$调整要分配给客户群的库存量,并且从履行中心m到客户群l的单位递送成本是c_{ml}。

7.根据权利要求1所述的方法,还包括生成物品的优化的定价,其中最优库存分配和优化的定价优化物品的利润。

8.根据权利要求1所述的方法,还包括响应于所生成的最优库存分配而自动地将第一量的零售物品从第一履行中心移动到第一客户群。

9.一种在其上存储有指令的计算机可读介质,所述指令在由一个或多个处理器执行时,使得处理器优化零售物品的库存分配,其中零售物品从多个不同的履行中心被分配给

多个不同的客户群,所述优化包括:

接收零售物品的历史销售数据;

估计需求模型参数;

生成包括与履行中心对应的第一节点、与客户群对应的第二节点以及第一节点和第二节点之间的第三节点的网络,第三节点中的每一个与第二节点中的一个对应;

生成从第一节点到第二节点的初始可行库存分配;以及

求解所述网络的最小成本流问题以生成最优库存分配。

10.根据权利要求9所述的计算机可读介质,需求模型参数包括以下中的一个或多个:价格弹性、促销提升效应、促销后疲劳效应、与其他产品的相似性或季节性系数。

11.根据权利要求9所述的计算机可读介质,所述优化还包括估计所估计的需求模型参数的对应置信区间或容忍区间。

12.根据权利要求9所述的计算机可读介质,生成所述网络包括:

当来自对应的履行中心的供应能够满足对应的客户群处的需求时,将第一节点中的每一个连接到第三节点中的每一个。

13.根据权利要求9所述的计算机可读介质,使用初始可行库存分配x_{ml}求解最小成本流问题包括:

$n \leftarrow 1$

while$n<N$并且不满足终止准则

$\delta \leftarrow \delta_0/n$

获得作为对MCNF(δ)的最优解的f_{ml}

$x_{ml} \leftarrow f_{ml}$

$S_l \leftarrow \Sigma_{m \in M} x_{ml}$

$b_m \leftarrow B_m - \Sigma_{l \in l} x_{ml}$

end while

return x_{ml}

其中存在为L个客户群提供服务的M个履行中心,在每个履行中心m处,对于每个客户群l存在初始产品库存S_m,B_m是FC m处的库存量。

14.根据权利要求13所述的计算机可读介质,其中MCNF(δ)包括:

$\frac{\partial \bar{R}_\ell^*(S_\ell)}{\partial S_\ell}|_{\sigma_\ell} = \min_m c_{m\ell}$,其中产品分配量$\sigma_1$被用于针对最优预期收入$\bar{R}_\ell^*(S_\ell) = \bar{R}(p_\ell^*, S_\ell)$调整要分配给客户群的库存量,并且从履行中心m到客户群l的单位递送成本是c_{ml}。

15.根据权利要求9所述的计算机可读介质,所述优化还包括生成物品的优化的定价,其中最优库存分配和优化的定价优化物品的利润。

16.根据权利要求9所述的计算机可读介质,所述优化还包括响应于所生成的最优库存分配而自动地将第一量的零售物品从第一履行中心移动到第一客户群。

17.一种用于优化零售物品的库存分配的系统,其中零售物品从多个不同的履行中心被分配给多个不同的客户群,所述系统包括一个或多个处理器和存储指令的存储设备,所

述指令在由处理器执行时执行包括以下的优化：

接收零售物品的历史销售数据；

估计需求模型参数；

生成包括与履行中心对应的第一节点、与客户群对应的第二节点以及第一节点和第二节点之间的第三节点的网络，第三节点中的每一个与第二节点中的一个对应；

生成从第一节点到第二节点的初始可行库存分配；以及

求解所述网络的最小成本流问题以生成最优库存分配。

18.根据权利要求17所述的系统，需求模型参数包括以下中的一个或多个：价格弹性、促销提升效应、促销后疲劳效应、与其他产品的相似性或季节性系数。

19.根据权利要求17所述的系统，所述优化还包括估计所估计的需求模型参数的对应置信区间或容忍区间。

20.根据权利要求17所述的系统，生成所述网络包括：

当来自对应的履行中心的供应能够满足对应的客户群处的需求时，将第一节点中的每一个连接到第三节点中的每一个。

库存分配和定价优化系统

技术领域

[0001] 一个实施例总体上针对一种计算机系统,并且具体地针对一种用于确定产品的优化的定价和库存分配的计算机系统。

背景技术

[0002] 对于产品的零售商或任何销售商来说,在销售周期期间的某个时间点,将可能需要确定何时降低产品的价格(可能是通过促销)以及降价多少。降价可以是商品物品(item)生命周期定价的重要组成部分。典型的零售商使20％到50％之间的物品降价(即,永久打折),并以降价的价格产生大约30-40％的收入。

[0003] 通过考虑库存约束以及对时间段、价格和库存影响的需求依赖性,确定优化的定价降价使收入最大化。优化的降价不仅可以在全价销售期间而且还可以在降价销售期间使库存达到期望水平,并在整个产品生命周期上最大化总毛利额。然而,价格优化系统通常不考虑许多潜在位置之间的库存的分配及其对定价的影响。

发明内容

[0004] 实施例优化零售物品的库存分配,其中零售物品从多个不同的履行中心被分配给多个不同的客户群。实施例接收零售物品的历史销售数据并估计需求模型参数。实施例生成包括与履行中心对应的第一节点、与客户群对应的第二节点以及第一节点和第二节点之间的第三节点的网络,第三节点中的每一个与第二节点中的一个对应。实施例生成从第一节点到第二节点的初始可行库存分配,并求解网络的最小成本流问题以生成最优库存分配。

附图说明

[0005] 图1是根据实施例的具有多个仓库的示例零售链的框图。

[0006] 图2是根据本发明的实施例的计算机服务器/系统的框图。

[0007] 图3图示了根据本发明的实施例的包括三层节点的网络。

[0008] 图4是根据一个实施例的图2的库存和价格优化模块的功能的流程图。

具体实施方式

[0009] 一个实施例是一种用于优化具有多个位置的零售链的利润或收入的优化系统,每个位置由多个库存仓库提供服务。实施例优化仓库之间的库存分配和产品的定价两者。

[0010] 实施例针对一种使经营从多个仓库供应的多个位置的零售链的利润或收入最大化的系统或方法。零售链可以包括电子商务实现方案。每个仓库可以连接到多个位置,并且每个位置都可以从多个仓库供应。

[0011] 图1是根据实施例的具有多个仓库的示例零售链50的框图。如图所示,多个零售位置54-56可以是实体零售商店或零售价格区的形式,零售价格区可以包括使用相同定价的

多个地理公共实体零售商店(或单个商店)的集群。例如,价格区可以基于地理位置,诸如华盛顿特区区域中的所有零售商店或25英里半径内的所有零售商店。每个价格区由一个或多个仓库52、53(也称为履行中心("FC"))提供服务。当单个仓库向多个价格区提供库存时,在实施例中库存将在各个价格区之间分配。例如,对于仓库52,其库存的60%被分配给价格区54,并且其库存的40%被分配给价格区55。类似地,对于仓库53,其库存的70%被分配给价格区55,并且其库存的30%被分配给价格区56。为了本公开的目的,每个仓库到价格区组合可以被称为弧或一个或多个链路。

[0012] 将库存分配给价格区意味着该库存将仅在该价格区处出售。此外,由于每个价格区一般从多个仓库供应,因此库存可以从多个仓库被分配给给定的价格区。应当注意的是,此模型中描述的分配并不一定意味着实物运输。在许多情况下,库存实际上是出于规划目的而分配的,以便为特定于价格区的价格优化提供输入,执行该优化的目的是最大化从在价格区的商店处销售分配给价格区的整个库存中获得的利润。然而,如在下文中公开的那样,改变库存分配可能导致库存(例如,经由卡车运输)运输到与改变之前不同的商店或价格区。

[0013] 实施例适用于电子商务环境。典型的电子商务零售商从通常在地理上分散的多个仓库或FC履行订单,因此将订单运送给客户的成本可能取决于FC而有显著差异。同时,当物品接近其寿命的结束时,其库存水平在FC之间经常有很大差异。因此,最大化总利润涉及向客户分派FC以平衡FC之间的负载以及基于每个客户的价格弹性和服务成本对物品进行定价两者。

[0014] 相比之下,更传统的实体零售商也从多个仓库向其商店供应。由于商店通常聚集到所谓的价格区中,因此这允许零售商执行灵活的定价策略,在具有不同价格敏感性的价格区中提供不同的价格。在电子商务和实体实施例两者中,存在具有各种需求参数和服务成本的多个供应中心和客户群。

[0015] 本发明的实施例特别针对具有有限生命周期的物品,诸如时尚商品或电子产品。这些物品在一定量的时间后几乎失去其所有价值,因为它们必须被新版本的产品替换。当此类物品接近其寿命的结束时,其库存通常不被补充。如果周期开始时的库存水平足够高以至于它无法在退出日期之前以其当前价格出售,则降价被应用。

[0016] 图2是根据本发明的实施例的计算机服务器/系统10的框图。虽然被示为单个系统,但是系统10的功能可以被实现为分布式系统。此外,本文中公开的功能可以被实现在可以通过网络耦合在一起的单独的服务器或设备上。此外,可以不包括系统10的一个或多个组件。系统10可以集中地提供图1的所有实体的功能,或者多个系统10可以位于实体中的一个或多个处,并且信息和计算可以被整合以提供总体的定价和库存分配解决方案。

[0017] 系统10包括总线12或用于传送信息的其他通信机制,以及耦合到总线12、用于处理信息的处理器22。处理器22可以是任何类型的通用或专用处理器。系统10还包括用于存储要由处理器22执行的信息和指令的存储器14。存储器14可以包括随机存取存储器("RAM")、只读存储器("ROM")、静态存储器(诸如磁盘或光盘)或任何其他类型的计算机可读介质的任何组合。系统10还包括通信设备20,诸如网络接口卡,以提供对网络的访问。因此,用户可以直接地或通过网络或任何其他方法远程地与系统10通过接口连接。

[0018] 计算机可读介质可以是处理器22可以访问的任何可用介质,并且包括易失性和非

易失性介质两者、可移除和不可移除介质以及通信介质。通信介质可以包括计算机可读指令、数据结构、程序模块或调制的数据信号(诸如载波或其他传输机制)中的其他数据,并且包括任何信息递送介质。

[0019] 处理器22还经由总线12耦合到显示器24,诸如液晶显示器("LCD")。键盘26和光标控件设备28(诸如计算机鼠标)进一步耦合到总线12以使用户能够与系统10通过接口连接。

[0020] 在一个实施例中,存储器14存储在由处理器22执行时提供功能的软件模块。这些模块包括为系统10提供操作系统功能的操作系统15。这些模块还包括共同优化零售物品的库存分配和降价定价的库存和价格优化模块16,以及本文中公开的所有其他功能。系统10可以是更大的系统的一部分。因此,系统10可以包括一个或多个附加功能模块18以包括附加功能,诸如零售管理系统(例如,来自Oracle公司的"Oracle零售供应优化云服务"或"Oracle零售先进科学引擎"("ORASE"))或企业资源规划("ERP")系统或库存管理系统。数据库17耦合到总线12以便为模块16和18提供集中式存储并存储客户数据、产品数据、交易数据等。在一个实施例中,数据库17是可以使用结构化查询语言("SQL")来管理所存储的数据的关系数据库管理系统("RDBMS")。在一个实施例中,专用销售点("POS")终端100生成用于价格和库存优化的交易数据和历史销售数据(例如,关于每个零售商店处的每个物品/SKU的交易的数据)。根据一个实施例,POS终端100自身可以包括附加的处理功能来优化定价和库存分配,并且可以由自身或者与图2的其他组件结合作为专门的库存和定价优化系统来操作。

[0021] 在一个实施例中,特别是当存在大量零售商店、大量物品和大量历史数据时,数据库17被实现为存储器内数据库("IMDB")。IMDB是主要依靠主存储器来存储计算机数据的数据库管理系统。它与采用盘存储机制的数据库管理系统形成对比。主存储器数据库比盘优化的数据库快,因为盘访问比存储器访问慢,内部优化算法更简单并且执行更少的CPU指令。访问存储器中的数据消除了查询数据时的寻道时间,这提供了比盘更快且更可预测的性能。

[0022] 在一个实施例中,当实现为IMDB时,数据库17基于分布式数据网格实现。分布式数据网格是一种系统,其中一组计算机服务器在一个或多个集群中一起工作,以管理分布式或集群环境内的信息和相关操作,诸如计算。分布式数据网格可以被用于管理跨服务器共享的应用对象和数据。分布式数据网格提供低响应时间、高吞吐量、可预测的可扩展性、连续可用性和信息可靠性。在特定示例中,分布式数据网格,诸如例如来自Oracle公司的"Oracle Coherence"数据网格,将信息存储在存储器内以实现更高的性能,并采用冗余性来保持该信息的副本跨多个服务器同步,从而确保系统的弹性和在服务器故障时数据的持续可用性。

[0023] 在一个实施例中,系统10是包括用于企业组织的应用或分布式应用的集合的计算/数据处理系统,并且还可以实现物流、制造和库存管理功能。应用和计算系统10可以被配置为与基于云的联网系统、软件即服务("SaaS")架构或其他类型的计算解决方案一起操作或被实现为基于云的联网系统、软件即服务("SaaS")架构或其他类型的计算解决方案。

[0024] 尝试解决由于需求不确定性而引起的降价和相关优化问题的不同方面的已知方法一般认为需求参数是固定的,并且需求不确定性被建模为需求实现中的波动。然而,需要考虑不确定的需求参数。例如,在解决针对各个零售商的零售物品降价问题中,每个零售商

一般实现多个规则,这些规则基本目的在于防止错误定价,尤其是由于错误估计了需求的价格弹性而导致定价过低和在季节初期库存耗尽。例如,零售商将限制单次降价价格降低的百分比,或者对最早降价和/或两次连续降价之间的最短时间施加限制。后两项限制旨在在采取进一步行动之前更好地了解需求和价格敏感性。

[0025] 最近,零售商以及特别是拥有在线渠道的零售商已开始使用价格随机化来达到更好地估计客户需求参数。不过,需求参数始终存在不确定性,尤其是其价格弹性,这通常是最难估计的参数。此外,解决降价优化问题要求全面的预测模型,该模型考虑零售商通常面临的各种外生和内生效应,诸如假期驱动的客户需求的改变、导致需求转移(即,需求蚕食)的类似商品的存在以及定价和促销效果。

[0026] 相比之下,一个实施例最初将降价优化模型制定为针对从同一FC提供服务的单个客户群的基本降价问题。另一个实施例制定了具有以特定服务成本向多个客户群供应的多个FC的模型,并且包括最小成本网络流方法来解决联合库存分配和降价优化问题。两个实施例都包括用于对数线性需求模型和价格弹性参数的均匀分布的封闭式解决方案和梯度下降算法,其允许简单的实际实现方案。

[0027] 联合库存分配和降价优化问题

[0028] 一个实施例考虑具有向不同客户群供应货物的多个仓库或履行中心("FC")的降价问题。客户可以是个人客户,诸如在线购物者或共享相同需求参数的客户群,或者更一般地,他们可以是商店甚至商店群。假设需求模型参数不是准确已知的,但可以在一定限度内测量。假设使每个客户的需求被建模为产品价格的函数,其具有遵循已知的联合分布的参数。实施例解决的问题是考虑到处置产品并将产品运输到客户群的成本而找到最佳价格来最大化从销售位于多个FC处的给定量的产品库存中获得的预期利润。还假设销售时段受某个退出日期约束,在该退出日期之后产品以接近于零的价格进行挽救(salvage)。此外,假设在FC级别在销售时段没有产品的补充,而是在出现需求时在客户群级别补充产品。因此,当客户群表示实体商店时,模型将忽略商店处的现有库存已运输但未出售从而产生运输成本而没有收入时的情况。

[0029] 关于作为价格的函数的预期需求$\bar{d}(p)$和预期收入$\bar{R}(p) = p\bar{d}(p)$,实施例做出以下两个假设:

[0030] 1.对于所有p>0,$\bar{d}(p) > 0$,并且是价格p的单调递减函数。

[0031] 2.当p→0或p→+∞时,预期收入$\bar{R}(p) \to 0$。第一个假设不允许将需求建模为分段线性函数,并且第二个假设排除常弹性幂律需求模型(例如,形式为$d(p) = \alpha p^{-\beta}$,$\beta = const > 0$)。时间和价格参数以及需求输出被视为连续变量,这并不限制模型的实际适用性,因为模型中的积分可以直接用求和代替。

[0032] 基本降价优化问题:从单个FC提供服务的单个客户群

[0033] 为了说明根据实施例的参数不确定性下的降价优化,公开了从同一FC提供服务的单个客户或同质客户群体的基本降价优化问题。对于该问题,假设存在必须在时间范围T内出售的S个库存单元。在该时间段期间没有补货,并且在退出时间T之前未售出的所有库存都以小到可忽略的接近于零的价格进行挽救。该问题被制定为寻找最优定价策略,即,物品的价格作为时间的函数,$p: t \to p(t)$,$t \in [0, T)$。一般而言,价格策略函数应当满足一些降价

约束,其中最重要的是非递增。约束的其他示例是降价事件期间有限的价格下降以及下降之间的有限间隔。允许的价格策略的集合被表示为P。假设存在在时间t的定价策略p∈P的需求函数d(t,p;θ),该函数还取决于函数参数向量θ。由于在实践中不可能测量确切的参数值,因此假设θ是随机变量Θ的实现,其遵循由具有域dom(f)的p.d.ff(θ)给出的分布。θ可以包括诸如需求的价格弹性、促销提升以及对参考价格的敏感性之类的组成部分。

[0034] 一般而言,作为时间的函数的需求取决于先前的定价决策。例如,先前的促销可能改变客户参考价格点或公平价格的客户感知,并且还通过“食品储藏室装载(pantry loading)”效应影响未来的需求。另一个示例是当先前的销售减少当前的库存量时的库存消耗效应,这可能对当前的需求产生负面影响。

[0035] 由于库存是有限的,因此针对给定定价策略的售空时间T_0可以被定义为当前定价策略下库存耗尽的时间。它被确定为以下方程的解:

[0036] $$\int_0^{T_0} d(t,p;\theta)\,dt = S$$

[0037] 注意,对于需求模型和定价策略的一些组合,销售可以持续无限长。在这种情况下,$T_0=\infty$。定义销售结束时间$T_1=\min(T,T_0)$,即,供应商耗尽库存或耗尽时间中较早发生的一个的时间。

[0038] 定价策略d下的总收入可以被表达为:

[0039] $$R(p,\theta) = \int_0^{T_1} p(t)d(t,p;\theta)\,dt \qquad (1)$$

[0040] 然后,预期收入可以被表达为:

[0041] $$\bar{R}(p) = \int_{dom(f)} R(p,\theta)f(\theta)\,d\theta \qquad (2)$$

[0042] 并且降价优化问题是找到将使预期收入最大化的最优定价策略p^*:

[0043] $$p^* = \underset{p\in P}{\operatorname{argmax}}\bar{R}(p) \qquad (3)$$

[0044] 虽然一般而言,当参数向量θ的维数相对高时,上述问题的解决方案可能在计算上不易处理,但它可以被应用于仅不确定地估计需求函数参数的一个或两个组成部分时的实际情况。在许多实际情况下,由于几个原因,价格敏感性或价格弹性参数是最难估计的。例如,如果没有观测到产品的价格改变,则价格弹性的唯一估计可以从观测类似产品来获得。另一个示例是当折扣在产品需求的季节性下降期间发生时。在这种情况下,由于所谓的内生性效应,当较低的价格与产品的较低需求相关时,价格敏感性系数可以被估计为具有低得多的绝对值,甚至具有相反的符号。这种情况下的通常做法是还考虑更广泛的产品集的估计或应用一系列内生性缓解手段。在这两个示例中,价格弹性的估计将在一定范围内。下文中公开的一个实施例获得系数估计的经验分布函数。下面示出了实施例可以如何被应用于对数线性需求模型的广泛使用的特殊情况。

[0045] 对数线性需求模型和价格系数的均匀分布的特殊情况

[0046] 这里考虑最简单的需求模型之一,对数线性需求模型,其公式如下:

[0047] $d(p,t)=s(t)\alpha e^{-\beta p}$ (4)

[0048] 其中s(t)是与价格无关的季节性因素。不失一般性,可以假设$\int_0^T s(t)\,dt = 1$。然后可以示出,通过从一阶最优性条件$\frac{\partial(pd(p,t))}{\partial p} = 0$找到收入最大化值$p_{opt}$并从时段T上的总需求$\int_0^T d(p,t)\,dt = S$找到清库存价格("ICP")值$p_{icp}$,用于具有确切已知参数的模型的最优价格策略由单个最优价格$p^* = \max(p_{opt}, p_{icp}) = \max(\frac{1}{\beta}, \frac{1}{\beta}\log\frac{\alpha T}{S})$组成。

[0049] 注意,收入最大化价格的一阶最优性条件等同于需求的价格弹性等于一:$-\frac{\partial d(p,t)}{\partial p}\frac{p}{d(p,t)} = 1$。此外,当库存相对于基本需求α足够高并且销售时段的长度或$\log\frac{S}{\alpha T} > -1$时,价格被设置为使收入最大化。在这种情况下,库存中的一些未售出。上述内容被总结在以下方程中:

[0050] $$p_{det}^* = \begin{cases} \frac{1}{\beta}\log\frac{\alpha T}{S}, & \text{如果 } \log\frac{\alpha T}{S} > 1 \\ \frac{1}{\beta}, & \text{其他情况} \end{cases} \quad (5)$$

[0051] 在具有任何需求函数的确定性降价优化问题的最优解中,最优定价策略是使得库存在销售时段结束之前永远不会完全售完。否则,可以提高价格并且相同量的库存可以产生更高的收入。

[0052] 当价格系数β未确切地已知时,可以示出,在β的值被高估时对物品定价过低并在季节结束前耗尽库存会比在β的值被低估了相同量时对产品定价过高导致更大的收入损失。以下特定分布的情况说明了这一点:

[0053] 假设价格系数β是具有均匀分布的随机变量的实现$\beta \sim U(\beta_1, \beta_2)$。对于固定的价格p,由$\beta_0$表示在销售时段T内清库存的参数β的值:

[0054] $$\beta_0 = \frac{1}{p}\log\frac{\alpha T}{S} \quad (6)$$

[0055] 对于$[\beta_1, \beta_0]$区间内的β的值,库存被售完,产生收入pS。对于$[\beta_0, \beta_2]$区间内的β,由于库存没有被耗尽,因此每单位时间的销售额为$\alpha T e^{-\beta p}$。如果$\beta_0 < \beta_1$,则库存永远不会被耗尽;如果$\beta_0 > \beta_2$,则库存总是被售完。结合以上内容,上面的方程(1)中定义的收入可以被表达为:

[0056] $$R(p,\beta) = p \cdot \begin{cases} S, & \text{如果 } \beta \in [\beta_1, \beta_0] \\ \alpha T e^{-\beta p}, & \text{如果} \beta \in [\beta_0, \beta_2] \end{cases} \quad (7)$$

[0057] 通过将来自方程(7)的收入的表达式和用于均匀分布$U(\beta_1, \beta_2)$的p.d.f. $f(\beta) = \begin{cases} \frac{1}{\beta_2 - \beta_1}, & \text{如果 } \beta \in [\beta_1, \beta_2] \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases}$代入到预期收入的一般表达式(2)中,获得以下内容:

[0058] $$\bar{R}(p) = \begin{cases} pS, & \text{如果} p < p_1 \\ \frac{1}{\Delta\beta}\left(S\log\frac{\alpha T}{S} + S(1-\beta_1 p) - \alpha T e^{-\beta_2 p}\right), & \text{如果} p \in [p_1, p_2] \\ \frac{\alpha T}{\Delta\beta}\left(e^{-\beta_1 p} - e^{-\beta_2 p}\right), & \text{如果} p > p_2 \end{cases} \quad (8)$$

[0059] 其中使用符号$\Delta\beta=\beta_2-\beta_1$,$p_1 = \frac{1}{\beta_2}\log\frac{\alpha T}{S}$和$p_2 = \frac{1}{\beta_1}\log\frac{\alpha T}{S}$。

[0060] 当β的值确切已知时,即,$\beta_1=\beta_2=\beta$时,方程(8)中的最后一行可以被计算为:

[0061] $$\lim_{\Delta\beta\to 0}\frac{\alpha T(e^{-\beta_1 p} - e^{-\beta_2 p})}{\Delta\beta} = -\alpha T\frac{\partial e^{-\beta p}}{\partial\beta} = \alpha T p e^{-\beta p},$$

[0062] 这与如前文公开的用于收入最大化价格的收入的表达式一致。

[0063] 为了找到收入最大化价格$p^* = arg\max_p \bar{R}(p)$,从方程(8)中将$\bar{R}(p)$的函数对p进行微分,以获得:

[0064] $$\bar{R}'(p) = \frac{\partial\bar{R}(p)}{\partial p} = \begin{cases} S, & \text{如果} p < p_1 \\ \frac{1}{\Delta\beta}\left(\beta_2\alpha T e^{-\beta_2 p} - \beta_1 S\right), & \text{如果} p \in [p_1, p_2] \\ \frac{\alpha T}{\Delta\beta}\left(\beta_2 e^{-\beta_2 p} - \beta_1 e^{-\beta_1 p}\right), & \text{如果} p > p_2 \end{cases} \quad (9)$$

[0065] 结果表明$\bar{R}'(p_1) = \frac{1}{\Delta\beta}(\beta_2-\beta_1)S > 0$且$\bar{R}''(p_1) = -\frac{1}{\Delta\beta}\beta_2^2\alpha T e^{-\beta_2 p} < 0$。因此,一阶条件$\bar{R}'(p) = 0$提供了最优解

[0066] $$p^* = \frac{1}{\beta_2}\log\frac{\beta_2}{\beta_1}\frac{\alpha T}{S} \quad (10)$$

[0067] 当$p^*<p_2$,即:

[0068] $$\log\frac{\alpha T}{S} > \beta_1\frac{\log\beta_2-\log\beta_1}{\beta_2-\beta_1} \quad (11)$$

[0069] 方程(10)中定义的价格可以被认为是经修改的方程(5)的第一行中定义的清库存价格(“ICP”)。当价格系数不确定时,对于任何$\beta\in[\beta_1,\beta_2)$,经修改的ICP大于确定性情况下的ICP。

[0070] 可以在方程(11)的条件与方程(5)中用于应用ICP的条件之间进行比较。首先,随着$\Delta\beta\to 0$,方程(11)的右手侧收敛到一;其次,可以看出,当$\beta_2>\beta_1$时,$\beta_1\frac{\log\beta_2-\log\beta_1}{\beta_2-\beta_1} < 1$,这可以被解释为在价格系数未确切已知时需要更高的库存水平来应用ICP。

[0071] 当不满足方程(11)的条件时,$\bar{R}'(p_2) > 0$并且在区间$[p_2,\infty)$内找到最优收入最大化价格作为一阶条件的解:

[0072] $$p^* = \frac{\log\frac{\beta_2}{\beta_1}}{\beta_2-\beta_1} \quad (12)$$

[0073] 与方程(5)的第二行中的收入最大化最优价格类似,方程(12)中定义的最优价格不取决于库存。即,在这种情况下,最优降价解决方案将在退出日期有一些未售出的库存。此外,$\lim_{\beta_1\to\beta_2}\frac{\log\frac{\beta_2}{\beta_1}}{\beta_2-\beta_1}=\frac{1}{\beta_2}$,这与方程(5)中定义的最优价格一致。

[0074] 此外,在不确定价格系数的情况下,最优收入最大化价格高于可以被"天真地"设置为价格系数均值的倒数的价格。在具有均匀分布的实施例中,这可以通过将方程(12)中的定义的p^*与$\frac{2}{\beta_1+\beta_2}$使用它们的泰勒展开进行比较来证明。具体而言,在设置$x=\frac{\beta_2}{\beta_1}-1$之后可以看出:

[0075] $$\frac{\log(x+1)}{x} > \frac{1}{1+x/2}$$

[0076] 最后,当价格系数在$[\beta_1,\beta_2]$区间内均匀分布时的最优降价定价的解可以被总结如下:

[0077] $$p^* = \begin{cases} \frac{1}{\beta_2}\log\frac{\beta_2}{\beta_1}\frac{\alpha T}{S}, & \text{如果 } \log\frac{\alpha T}{S} > \beta_1\frac{\log\frac{\beta_2}{\beta_1}}{\beta_2-\beta_1} \\ \frac{\log\frac{\beta_2}{\beta_1}}{\beta_2-\beta_1}, & \text{其他情况} \end{cases} \quad (13)$$

[0078] 用于从多个FC提供服务的多个客户群的联合库存分配和降价优化问题

[0079] 一般而言,对有限寿命跨度物品的需求将从几个FC履行。需求通常来自具有不同需求参数的几个不同的群。例如,这些群可以由具有影响其价格弹性的不同社会经济特性的地理位置来确定。当物品的库存分布在几个FC上时,实施例可以确定物品的最优降价定价。对于该实施例,假设所有FC处的库存具有相同的退出日期,在该退出日期之后库存以接近于零的价格进行挽救。此外,与从每个FC向每个客户群销售相关联的成本可以不同。在地理上分散的客户群的示例中,它可以是从FC到地理位置的递送成本。

[0080] 从多个FC提供服务的多个客户群的一般情况

[0081] 假设存在为L个客户群提供服务的M个FC,这些客户群可以由其位置或其他参数来定义。在每个FCM处,有初始产品库存S_m。产品具有其剩余寿命时间T。给定客户群1处的产品需求函数$d_l(p)$以及从FCm到客户群1的单位递送成本为c_{ml},优化问题是在受到FC库存约束的限制下找到使利润最大化的特定于群的价格p_l和从m递送到1的库存量x_{ml}。

[0082] 将分配给客户群1的库存的总量表示为$S_l=\Sigma_{m\in M}x_{ml}$。然后,可以通过应用方程(3)来找到对于该群的收入最大化降价价格$p_\ell^*(S_\ell)$,该方程现在显式地取决于分配的库存。该位置的最优预期收入变为$\bar{R}_\ell^*(S_\ell)=\bar{R}(p_\ell^*,S_\ell)$。总利润优化问题现在可以被表述如下:

[0083] $$\max \sum_{\ell \in L} \left(\bar{R}_{\ell}^{*}(S_{\ell}) - \sum_{m \in M} c_{m\ell}\, x_{m\ell} \right) \tag{14}$$

[0084] 受到以下限制：

[0085] $$\sum_{\ell \in L} x_{m\ell} \leq B_m \tag{15}$$

[0086] $$S_{\ell} = \sum_{m \in M} x_{m\ell} \tag{16}$$

[0087] $x_{ml} \geqslant 0$ (17)其中B_m是FCm处的库存量。即，方程(15)的约束确定从FCm递送的库存的上界。

[0088] 一般而言，分配更大量的库存来出售给客户并不能减少收入，因为额外的库存可能始终未售出。另一方面，为了在给定时间段内通过销售更多库存来获得更多收入，销售价格应当降低，这导致库存分配的边际收益减少。在数学上，作为所分配库存的函数的最优定价收入的二阶导数为负，这意味着该函数是凹的。因此，在改变方程(14)的目标函数的符号之后，方程(14-17)的优化问题变得等同于已被充分研究的具有已知解的具有凸成本的最小成本网络流问题。

[0089] 相比之下，实施例实现下面公开的新颖算法(“算法1”)，该算法迭代地求解最优库存分配问题。算法1采用超参数δ_0来确定其初始步长，如下所示：

[0090] 构造满足方程(15)的约束的初始可行解x_{ml}

[0091] $n \leftarrow 1$

[0092] while n<N并且不满足终止准则

[0093] $\delta \leftarrow \delta_0/n$

[0094] 获得作为对MCNF(δ)的最优解的f_{ml}

[0095] $x_{ml} \leftarrow f_{ml}$

[0096] $S_l \leftarrow \sum_{m \in M} x_{ml}$

[0097] $b_m \leftarrow B_m - \sum_{l \in L} x_{ml}$

[0098] end while

[0099] returnx_{ml}

[0100] 在上面的算法1的每次迭代，求解如下公开的最小成本网络流问题MCNF(δ)。MCNF(δ)通过定义关键产品分配量σ_l作为以下方程的解来求解：

[0101] $$\frac{\partial \bar{R}_{\ell}^{*}(S_{\ell})}{\partial S_{\ell}}\Big|_{\sigma_{\ell}} = \min_{m} c_{m\ell} \tag{18}$$

[0102] 即，σ_l可以被认为是仍然可以提高由客户群l产生的利润的库存的最大可能分配。σ_l被用于调整(scale)要分配给客户群的库存量。接下来，设计网络。

[0103] 图3图示了根据本发明的实施例的包括三层节点的网络。顶层中的节点300、301与FC对应。底层中的节点304、305与客户群对应。中间层中的节点302、303用于“整合”从FC到客户群的分配。因为并非所有FC可以为所有客户群提供服务，存在将每个FC节点300、301连接到从该FC可达的每个客户群节点304、305的弧310-315。该层中每个弧的成本是从FC到客

户群的产品的单位递送或服务成本。网络流问题从顶部弧层中的流的当前可行解x_{ml}个单位开始。因此,从整合者节点302、303发送到客户群节点的流量是$S_l=\Sigma_{m\in M}x_{ml}$。从“整合者”节点到客户群节点的弧的成本是$-\partial\bar{R}_\ell^*(S_\ell)/\partial S_\ell$。注意用于求解最小化问题的负号。顶层节点300、301用作具有容量B_m(例如,对于节点300是B1)的流源。底层节点304、305用作网络流术语中所谓的“汇点(sink)”。每个汇点的容量被设置为区间$[(S_l-\sigma_l\delta_n)^+,S_l+\sigma_l\delta_n]$。即,流是可行的,但存在约束,以将对于每个客户群的总分配产品的改变限制在逐渐更紧密的边界内。在每次调用MCNF算法(方程(18))时,返回新的网络流f_{ml},其降低网络中流的总成本,从而增加总利润。最优库存分配算法(算法1)在它未能将目标函数改进到某个阈值以上或者达到最大迭代次数时终止。然后可以使用已知的快速多项式时间算法来求解最小成本网络流问题。

[0104] 下面公开根据实施例的关于问题的解决方案的某些观察。具体而言,有向流网络中无向环(cycle)的成本被定义为所有弧成本之和,其中在相反方向上移动的弧的成本带有负号。与来自网络单纯形法的术语类似,如果网络具有零成本环,则它被称为“退化(degenerate)”。网络退化可能在实践中发生,例如,当零售商具有对于所有起源地-目的地对相同的统一运费率时。当所有运输成本相同时,在最优解中,对于每个客户群S_l,边际收入$\partial\bar{R}_\ell^*(S_\ell)/\partial S_\ell$是相同的。当没有剩余库存时,它超过运输成本,而当生命周期结束时有一些未售出的库存时,它等于运输成本。

[0105] 当网络是非退化的时,顶层和中间层之间具有非零流(即,具有$x_{ml}>0$)的链路不能形成环。例如,在图3中所示的网络中,顶层中的四个链路310-313中的至多3个可以承载正流。这可以通过考虑以下事实来证明:非零流环将在一个方向上具有正成本,这意味着减少沿着该环的流改善了目标函数,其意味着解的次优性。这个观察的一个含义是,如果运输成本足够不同,则FC 300、301与中间整合节点302、303之间的链路数量不超过|M|+|L|-1。另一个观察是每个客户群从至少一个FC供应。由于根据假设,需求函数对于任何价格都保持为正的,因此对于任何递送成本值,总是存在正的(虽然非常低)库存分配,它可以使这种分配有利可图。换句话说,如果存在零库存分配,则来自另一个客户群的足够小的重新分配将带来总体正边际利润。这个观察的一个含义是,从两个或更多个FC供应的客户群的数量至多比FC的数量少一。

[0106] 实施例中的最优解的这些性质提供以下内容:

[0107] • 由于在许多供应链示例中,FC的数量显著低于客户群的数量,因此可能需要对规划供应施加附加约束来提高其鲁棒性。一种此类措施可以是对链路容量施加硬约束或软约束。

[0108] • 大多数最小成本流算法还为具有绑定供应约束的节点计算所谓的节点势能或对偶成本。对对偶成本的一种解释是节点处每单位额外供应的目标函数的改进。该信息在存在在节点之间运输库存的附加机会时可能是有用的。通常,它涉及显著的固定成本,并且问题变成所谓的“网络设计”问题。其解决方案可以用作规划FC之间的负载平衡的附加决策工具。

[0109] 从多个FC提供服务的多个客户群,价格系数均匀分布

[0110] 对于上文公开的均匀分布的价格系数的特殊情况,可以导出要在上面的算法1中

使用的边际收入的闭合形式表达式。为了找到所分配库存的收入最大化函数的导数$\partial \bar{R}_{\ell}^{*}(S_{\ell})/\partial S_{\ell}$，将来自方程(13)的最优价格$p^{*}$的表达式代入到针对预期收入$\bar{R}$的方程(8)，以得到作为所分配库存S的函数的最优收入$\bar{R}^{*}(S)$，并取其导数：

[0111] $$\frac{\partial \bar{R}(S)}{\partial S}=\begin{cases}\frac{1}{\beta_2}\log\frac{\alpha T}{S}-\frac{\beta_1}{\beta_2}\frac{\log\frac{\beta_2}{\beta_1}}{\beta_2-\beta_1}, & \text{如果}\log\frac{\alpha T}{S}>\beta_1\frac{\log\frac{\beta_2}{\beta_1}}{\beta_2-\beta_1}\\ 0, & \text{其他情况}\end{cases} \quad (19)$$

[0112] 注意，当所分配库存超过临界阈值$\alpha T\exp(-\beta_1\frac{\log\frac{\beta_2}{\beta_1}}{\beta_2-\beta_1})$时，添加更多库存不影响最优降价收入。

[0113] 层次需求模型

[0114] 在实施例中可以使用估计需求模型参数的几种方法。虽然需求建模可以被视为一般的预测分析问题，但模型必须表现出某些特性，这缩小了模型的选择范围。主要限制来自于需求是产品价格的单调递减函数的事实，这使得最常用的机器学习方法(诸如集成方法或深度学习神经网络)不适用。因此，实施例限于主要两组参数法：基于多项式Logit(“MNL”)的离散选择模型和使用广义线性模型(“GLM”)的回归法。后者包括对数线性、泊松和负二项回归。在这两个组中，预测基于包括价格、季节性或季节时间冲击、促销提升以及促销后疲劳或食品储藏室装载的几个属性的线性函数。基于MNL的方法将该线性函数视为产品效用并将需求预测为市场份额。它们的共同缺点是对所谓的不购买选项系数的估计的依赖性，该系数通常是不可观测的变量。另一方面，这些方法考虑了相似产品之间的需求转移，并且对于具有高可替代性的产品类别具有优越的性能。基于GLM的方法通常不显式地对需求转移进行建模。然而，最近已知的模型可以使用产品的诸如品牌、颜色、尺寸等客户属性的相似性来考虑相似产品的存在及其需求蚕食效应。

[0115] 应用这些方法来预测特定商店或特定客户群的特定物品的销售的主要障碍是，这些销售中的大多数销量非常低并且因此具有非常低的信噪比。此外，价格改变可能非常不频繁并且在非常小的范围内，这使得价格敏感性的估计变得甚至更加困难。此外，单个物品的销售历史可以包含的观测的数量太低，以至于无法为几个参数的估计提供足够的统计能力。当其基于来自隔离物品的销售的数据时，所有这些因素使得参数估计非常不可靠。然而，这可以通过考虑共享相似参数的多个物品或在不同位置处销售的同一物品来缓解。由于位置和商品物品通常形成一定的层次，当考虑位置层次时，该层次从整个链一直到价格区和个体商店，而对于商品层次，该层次直到部门、类别、类和单独的物品。与对商品分类的较低级别的物品进行聚类耦合的这种层次提供了一种方便的工具来以足够的统计能力在层次的级别上估计需求模型参数。除了构建相似物品的集群以用于参数估计之外，已知的方法还提供了用于确定在哪个级别上估计每个参数的方法。

[0116] 实施例利用现有的层次结构以及为估计目的而构建的集群来构建估计方法。这些方法的输出是一些参数估计的概率分布。

[0117] 需求模型

[0118] 假设

[0119] 实施例假设在短时间段(如一天或一周)内聚合的一般销售数据的可用性,而不是反映单独购买的交易级数据(即,历史销售数据)的可用性。即,假设对于每个物品i存在来自历史销售数据的观测,这些观测由分别表示指定时间段t的销售额、价格和二进制促销标志(flag)的三元组(s_{it},p_{it},r_{it})组成。在许多情况下,零销售不是数据的一部分,除此之外,缺货("00S")时段没有被明确标记。这两个因素的组合使得不可能在零需求与00S观测之间进行区分。此外,有时促销没有被明确标记,或者可以存在几种类型的促销,其中不同的促销提升由同一标志标记。实施例可以使用下文公开的启发法来在这些情况之间进行区分。

[0120] 还假设商品层次是已知的并且充分反映了零售物品之间的相似性。此外,具有不同需求量和价格的多个物品可以被集中在一起。假设存在历史销售数据中的物品的文本描述,可以从这些文本描述中提取属性。

[0121] 需求模型的属性

[0122] 以下是对属性连同需求输出变量以及模型如何使用它们的描述。还描述了一些预处理过程,执行这些过程以在层次的更高级别形成观测池。符号$x_i(t)$被用于表示在时间t处对于产品i观测到的变量x的值。

[0123] • 需求:由于汇集在一起的多个物品可以表现出相似的行为但具有不同的平均需求(例如,对于不同商店处的相同物品),因此有必要估计所谓的基本需求,该基本需求可以在物品价格改变不显著的情况下由平均需求来近似,或者被估计为截距型常数。

[0124] 由于对于滞销的产品,当零库存时段没有在数据中被可靠地识别出或者表现为缺失数据时,不可能在零需求时段与产品的不可用之间进行区分,因此实施例将足够长序列的缺失或零销售额时段视为00S。长度阈值由遇到一定数量的连续零需求时段的概率阈值来确定,其被计算为$N_{thresh} = -\frac{\log p_{thresh}}{\lambda}$,其中λ是泊松分布的参数。由于观测到的需求$d_i(t)$实际上是零截断的,因此参数λ的最大似然估计量从求解以下方程获得:

[0125] $$\frac{\lambda}{1-e^{-\lambda}} = \bar{d}_i$$

[0126] 其中$\bar{d}_i$是对于产品i的观测到的需求的样本均值。阈值概率值通常被选择为大约在0.01左右,这意味着由于零需求而引起长度超过阈值的一系列零需求时段的概率不超过1%。例如,如果观测到的零截断需求的样本均值为2.3,则所估计的平均需求大约是2,这意味着三个或更多个连续时段内的零需求的概率低于1%。因此,假设这些将是00S时段是合理的。

[0127] • 价格:为了将具有不同价格的相似商品物品(诸如同一产品的不同尺寸包装)汇集在一起,它们的价格值被替换为与平均或初始非折扣价格的相对偏差:$\tilde{p}_i(t) = \frac{p}{p_0} - 1$。该变量的估计系数是当需求被建模为以指数方式依赖于价格时的需求的价格弹性。

[0128] • 促销标志:由于促销以各种类型和风味到来,因此理想情况下应当有促销标志的向量,该向量反映在每种情况下运行了哪些活动以及使用了哪些促销工具。然而,很少有零售商保留促销的历史记录。有时,根本没有促销指示符。在这种情况下,可以通过在价格需求空间中运行聚类算法来分离促销与常规销售。实施例将促销标志变量表示为$r_i(t)$。

[0129] • 促销后:这是由所谓的促销疲劳和食品储藏室装载造成的众所周知的影响,导致促销时段后销售额下降。该变量被定义为指示前一周是否有促销的布尔值或0-1。

[0130] • 相似性:这是反映该物品的多少需求被当前分类中的其他物品及其价格蚕食的一组变量。实施例定义了两个变量,一个用于分类物品相似性的总计,另一个用于按其相似性加权的物品价格的总计。后者反映其他物品的价格的竞争效应。物品之间的相似性是基于从其文本描述中提取的物品属性而计算的。实施例将相似性和价格相似性变量分别表示为$u_i(t)$和$v_i(t)$。

[0131] • 季节性:由于大多数高峰销售时段的定时由每年的假期确定,这些假期中的一些遵循阴历而不是阳历(例如,复活节),而另一些可能落在每年的不同日期上(例如,感恩节),因此对应的时段由假期发生而不是日历日期来标记。此外,在大多数情况下,销售高峰发生在假期前的周,而假期和假期后时段以销售的下降为特征。因此,实施例定义了每个假期三周的季节性变量。假设每个与假期相关的周由其索引h索引,实施例定义了指示时段t是否为与假期相关联的时间段的一组虚拟变量$w_.(t)$。

[0132] 实施例将解释变量的向量表示如下:

[0133] $$\vec{x}_i(t) = (1, \tilde{p}_i(t), r_i(t), r_i(t-1), u_i(t), v_i(t), \{w_h(t) | h \in H\}) \quad (20)$$

[0134] 以及将系数的向量表示如下:

[0135] $$\vec{\beta}_i = (\beta_i^0, \beta^{price}, \beta^{promo}, \beta^{postPromo}, \beta^{sim}, \beta^{priceSim}, \{\beta_h^{holiday}(t) | h \in H\}) \quad (21)$$

[0136] 注意,只有基本需求系数β_i^0是特定于产品i的。

[0137] 如果需求被建模为具有以下均值的泊松分布:

[0138] $$\lambda_i(t) = E(d_i(t) | x_i(t)) = e^{\vec{\beta}_i' \vec{x}_i(t)} \quad (22)$$

[0139] 则概率质量函数由下式给出:

[0140] $$p(d_i(t) | \vec{x}_i(t); \vec{\beta}_i) = \frac{\lambda_i(t)^{d_i(t)}}{d_i(t)!} e^{-\lambda_i(t)}$$

[0141] 给定用于产品集M的一系列T个观测$(d_i(t), x_i(t))$,t=1,…,T,实施例使用正则化回归通过最大化似然性的对数与正则化项之间的差异来找到β系数的估计:

[0142] $$l(\vec{\beta}) = \sum_{i \in M} \sum_{t=1}^{T} (d_i(t) \vec{\beta_i}' \vec{x}_i(t) - e^{\vec{\beta_i}' \vec{x}_i(t)}) - \frac{T|M|}{2} \alpha \| \vec{\beta_i} \|_2^2 \quad (23)$$

[0143] 其中α是经由交叉验证估计的正则化惩罚参数。与岭回归类似,这种技术可以减少过拟合。

[0144] 由于对数似然函数是凹的,因此可以应用Newton-Raphson方法来找到$\vec{\beta}_i$的最大似然估计量(“MLE”)。存在多种已知的解决方案来计算该MLE。

[0145] 在容易根据销售数据为每个产品估计平均需求$\bar{d}_i$的情况下,可以将其输入到方程22中作为暴露(exposure):

[0146] $$\lambda_i(t) = E(d_i(t) | x_i(t)) = \bar{d}_i e^{\vec{\beta}' \vec{x}_i(t)}$$

[0147] 在这种情况下,方程21中定义的估计的系数向量$\vec{\beta}$变为:

[0148] $$\vec{\beta} = (\beta^{price}, \beta^{promo}, \beta^{postPromo}, \beta^{sim}, \beta^{priceSim}, \{\beta_h^{holiday}(t) | h \in H\})$$

[0149] 并且变得对于所有产品相同。方程20中定义的变量向量变为:

[0150] $$\vec{x}_i(t) = (\tilde{p}_i(t), r_i(t), r_i(t-1), u_i(t), v_i(t), w_h(t) | h \in H)$$

[0151] 因此估计的参数的数量减少了|M|。

[0152] 层次式估计

[0153] 实施例使用层次式方法来估计上面定义的需求模型的系数。假设存在至少三个级别的层次:类别(大约100-1,000个单独的SKU/UPC物品)、类(大约10-100个物品)以及可以包括尺寸/颜色不同但风格相同的几个SKU/UPC的单独的物品。在零售商之间术语可能有所不同,但这种层次几乎总是存在。大多数需求模型系数是在类级别估计的,除了基本需求β^0,它是在物品级别估计的。价格弹性也是在类级别估计的,除了具有强季节性的类。对于那些类,季节后的需求下降往往在价格与需求变化之间呈正相关的程度上与大幅度价格折扣同时发生,这可能导致估计的价格系数的正号。当在模型中的解释变量与误差项(或未观测到的因素)之间存在相关性时,这是众所周知的内生性效应。已经提出了几种已知的解决方案以用于其校正(例如,用于汽车价格和用于航线价格的解决方案)。然而,这些和其他方法中的每一种取决于所谓的工具变量的可用性,并且要求产品特性的特定知识,而这些特性并不总是可用的。代替地,实施例使用来自同一类别的其他产品来估计价格弹性,这些其他产品没有表现出强季节性或者如果必要的话在层次树中甚至去到更高。

[0154] 不确定性估计

[0155] 实施例使用两种方法基于“Hessian”在对数似然函数最大值处以及使用马尔可夫链蒙特卡罗(“MCMC”)方法来估计参数不确定性。

[0156] • 基于Hessian:由于Newton-Raphson方法有效地将对数似然函数近似为其形状由函数的Hessian确定的抛物面,因此参数估计的方差可以被计算为其Hessian的逆中的对角元素的负数,这提供了通过假设围绕估计的正态分布来构建置信区间的手段。例如,95%置信区间可以被发现为

[0157] $$\hat{\beta}^j \pm 1.96\sqrt{-H_{jj}^{-1}}$$

[0158] 其中是$\hat{\beta}^j$是第j个参数的MLE,并且H_{jj}是Hessian的第j个对角元素。在那之后,可以将概率分布建模为具有$(\hat{\beta}^j, \sqrt{-H_{jj}^{-1}})$参数的正态分布或均匀分布,以获得更好的易处理性。

[0159] • 基于MCMC:实施例利用马尔可夫链蒙特卡罗(“MCMC”)采样。样本是从先验分布获取的,下一样本的分布取决于最后的样本以形成收敛到后验分布的马尔可夫链$g(\vec{\beta} | d_i(t), \vec{x}_i(t), t = 1, \ldots, T, i \in M)$。在较高层次级别,使用无信息先验分布来估计参数。在较低级别,先验分布是来自较高级别的后验。物品级别的后验分布被用于对参数不确定性进行建模。

[0160] 从实际实现的角度来看,这两种方法具有其优点和缺点。Newton-Raphson MLE方法可以相对快,但在计算上不稳定,而MCMC类型的方法通常稳定,但可能在计算上缓慢,尤其是对于大样本。在一些实际实现方案中,通过在较高层次级别应用Newton-Raphson方法并在物品级别应用MCMC以及从在较高级别的产生的Hessian获得高斯先验来使用混合方法可以是有益的。

[0161] 图4是根据一个实施例的图2的库存和价格优化模块16的功能的流程图。在一个实施例中,图4的流程图的功能由存储在存储器或其他计算机可读或有形介质中的软件来实现,并且由处理器执行。在其他实施例中,功能可以由硬件(例如,通过使用专用集成电路(“ASIC”)、可编程门阵列(“PGA”)、现场可编程门阵列(“FPGA”)等)或硬件和软件的任何组合来执行。

[0162] 在一个实施例中,图4的功能控制要由计算机化库存系统(例如,由计算机化库存管理和需求预报系统)以电子方式订购的库存量(例如,对于单个商店处的物品)。图4的功能还可以控制要由计算机化库存系统分配的库存量(例如,对于单个商店处的物品)。图4的功能还可以控制计算机化库存系统对库存量(例如,对于单个商店处的物品)的调整。

[0163] 在402处,接收要为其确定优化价格和库存分配的零售物品的历史销售数据或销售历史。零售物品从多个可能的仓库/履行中心(即,供应节点)被运送到多个可能的客户群/零售商店(即,接收节点)。在一个实施例中,物品是有限寿命跨度物品。在实施例中还接收相似物品的销售历史,以便在给定物品的销售历史不完整时捕获需求转移效应并推断参数估计。

[0164] 在一个实施例中,物品的销售历史是较长时间段(诸如3个月至一年)上的每周或每日销售数据,并且是在SKU/商店级别上。在其他实施例中,历史销售数据是在诸如几周或几天之类的短时间段上聚合的销售交易数据。假设对于每个物品i,存在来自历史销售数据的观测,这些观测由分别表示指定时间段t的销售额、价格和二进制促销标志的三元组(s_{it},p_{it},r_{it})组成。在许多情况下,零销售不是数据的一部分,除此之外,缺货(OOS)时段没有被明确标记。

[0165] 在404处,估计需求模型参数和对应的置信或容忍区间。在一个实施例中,估计的参数包括价格弹性或一般价格敏感性系数、促销提升效应、促销后疲劳效应、与其他产品的相似性以及季节性系数。对于每个参数,估计参数不确定性。在一个实施例中,使用基于Hessian的置信区间作为参数不确定性测量。在一个实施例中,基于MCMC的参数不确定性被计算为基于底层马尔可夫链的观测到的方差的容忍区间。因此,实施例在可以计算Hessian时使用置信区间,并且在使用MCMC方法时使用容忍区间。

[0166] 在406处,设计供应节点(例如,仓库或FC)到消费者连接的网络(例如,图3中所示的网络)。该网络包括三层节点:上层、中间层和下层。被称为“供应节点”的上层中的节点(例如,图3的节点300、301)与FC对应,而中间级别节点(例如,图3的节点302、303)和较低级别节点(例如,图3的节点304、305)与客户群对应。如果来自对应FC的供应可以被用于满足对应客户群处的需求,则上层中的每个节点通过链路(例如,图3的链路310、311、312、313)连接到中间层中的每个节点。此外,中间层中的每个节点(即,“假想”节点)通过链路(例如,图3的链路314和315)连接到同一客户群的下层节点。因此,在实施例中,在中间节点和客户群节点之间总是存在一对一的关系。

[0167] 在408处,构造从供应到消费者节点的初始可行库存分配。虽然分配的库存是用于物品的整个生命周期的,但它不必被立即实际递送给客户群。代替地,它被用作计算客户群1处的最优价格和边际收入的输入。初始可行解x_{ml}满足上面方程(15)的约束,其中x_{ml}是从每个FC m分配给客户群1的库存量。例如,使用图3的分销网络示例并且假设每个FC包含100个单位的必须在接下来的13周内出售的特定闪存卡,则计算可以开始于从每个FC向每个客户群分配50个单位的这种物品。对于初始分配给每个消费者群的100个单位,实施例确定它们的最优价格和边际收入,即,根据方程(19)计算的每个附加单位的收入的增加,以用作从中间级别节点到较低级别节点的链路上的流成本。

[0168] 在410处,当n<N并且不满足终止准则时,设置量增量步长$\delta_{|}=\delta_0/n$并且使用例如上面公开的算法1来求解406的网络的最小成本流问题。然后使用链路上的流更新库存分配。算法1执行预定步骤次数(由N表示),但也可以在步骤之间目标函数的改进低于某个阈值时更早地终止。

[0169] 在412处,获得并报告最优解。最优解包括推荐的库存分配和客户群处的销售价格。继续上面的示例,最优库存分配可以如下:从FC1向客户群1分配100个单位;从FC2向客户群1分配20个单位;从FC2向客户群2分配50个单位。消费者群1处的价格为$8并且消费者群2处的价格为$9。注意,在该示例中,FC2处的30个单位未被售出,因为两个消费者群处的边际收入近似地与从FC2向各群的相应每单位递送成本相同。因此,分配库存的每个附加单位将会导致利润损失。

[0170] 作为本发明的实施例的结果,仓库处的一些库存将从一个客户群被重新分配给另一个客户群。这可以是"虚拟"重新分配,因为库存可能尚未被发送到相应的价格区。然而,图4的功能的结果将是一些库存被发送到客户群或价格区,否则这些库存将被发送到另一个客户群。作为结果,每个仓库处的物流系统和库存管理系统将使得使用诸如卡车之类的运输机制发送一些库存。整个过程可以用自动化运输(诸如自动驾驶卡车、自动卡车装载机器等)来自动化,所有这些都对来自图2的系统10的电子信号做出响应。

[0171] 如所公开的那样,实施例补偿了基于参数预测模型生成实际适用的规定解时的参数不确定性,因为在大多数应用中不可能获得模型参数的足够精确的估计量。与基于考虑需求参数的不确定性而不是随机需求波动的联合降价和分销优化问题的新表述一起,实施例针对一种可以由提供寿命跨度有限的产品的各种各样的零售链运营商容易地实现的新颖的解决方案方法。

[0172] 实施例公开了一种网络流优化模型,该模型可以被用作决策制定工具以在零售商可以通过以固定成本运输大量库存或通过增加连接的密度提高FC与零售位置之间供应链的容错能力而受益于附加的一次性动作(如FC之间的负载平衡)的情况下提供附加的管理洞察力。

[0173] 当需求模型参数未确切已知时(这一般是基于历史销售数据估计需求参数时的情况),实施例优化零售价格降价推荐。当零售商具有他必须从中向具有不同需求参数(尤其是价格敏感性)的多个位置或客户群供应产品物品的多个仓库或履行中心时,实施例进一步适用。

[0174] 实施例求解参数不确定性情况下的降价定价优化问题。实施例假设零售商能够在具有不同需求参数的多个客户群之间进行价格差异化。这些群一般可以从多个仓库或履行

中心以不同的成本供应。如零售物品生命周期的降价阶段中常见的那样,假设零售商在每个仓库拥有必须在特定退出日期之前售出的有限量的库存,并且没有更多的附加库存补充。实施例的目标是最大化被定义为总收入减去总成本的毛利润。

[0175] 由于在大多数实际情况下无法确切地估计需求参数,因此实施例基于需求参数的给定分布来优化利润的预期值。在一般需求模型和需求参数的一般分布的情况下,实施例提供了用于寻找作为具有最大总利润期望值的策略的最优定价策略的框架。如果存在用于计算作为分配给每个客户群的库存的函数的最优预期收入的导数的计算上易于处理的过程,则可以进一步有效地实现实施例。然后,问题被简化为具有凸弧成本的众所周知的最小成本网络流,其可以以相对少的迭代次数来求解。

[0176] 当存在从单个仓库供应的单个客户群时,实施例还包括在对数线性需求模型的情况下的闭合形式解以及价格弹性参数的均匀分布。当存在从多个仓库供应的多个客户群时,实施例提供了最小成本网络流表述中的弧成本及其导数的闭合形式表达式,这允许问题的快速求解。

[0177] 实施例提供了一种通过考虑参数的不确定性来求解降价问题的新颖方法。当存在单个客户群(例如,实体店)并且没有运输和处置成本时,实施例提供了一种新颖的闭合形式解决方案,用于具有对数线性需求模型和均匀价格弹性参数分布的基本表述。实施例通过将问题简化为迭代求解最小成本网络流问题来在存在从多个仓库供应的多个客户群的情况下提供自然概括。

[0178] 实施例克服了已知解决方案中由于价格弹性估计中的固有不准确性而引起的降价过程的结果的不对称性。即,如果价格弹性被高估并且作为结果降价价格被设置得过低,则零售商最终面临在销售季节结束前缺货的情况,这导致收入损失。在将价格设定得过高的相反情况下,零售商最终面临一些库存未售出,但也面临较低的收入损失。因此,传统智慧是以低于将基于所估计参数的均值的费率降价。相比之下,实施例提供了量化工具来确定优化的降价价格推荐。

[0179] 在本文中具体说明和/或描述了几个实施例。然而,要认识到的是,在不脱离本发明的精神和预期范围的情况下,所公开的实施例的修改和变化被上述教导覆盖并且在所附权利要求的范围内。

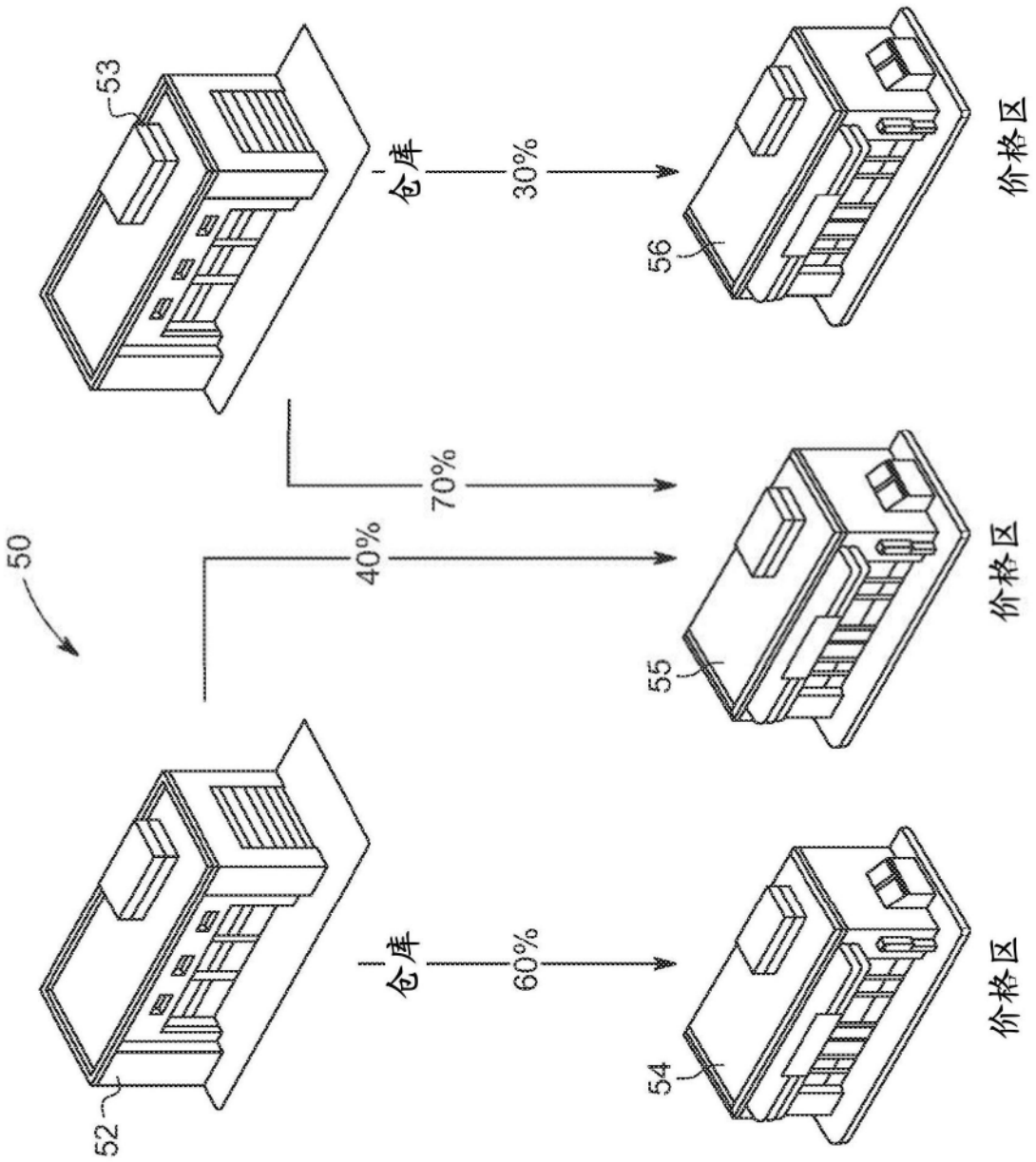


图1

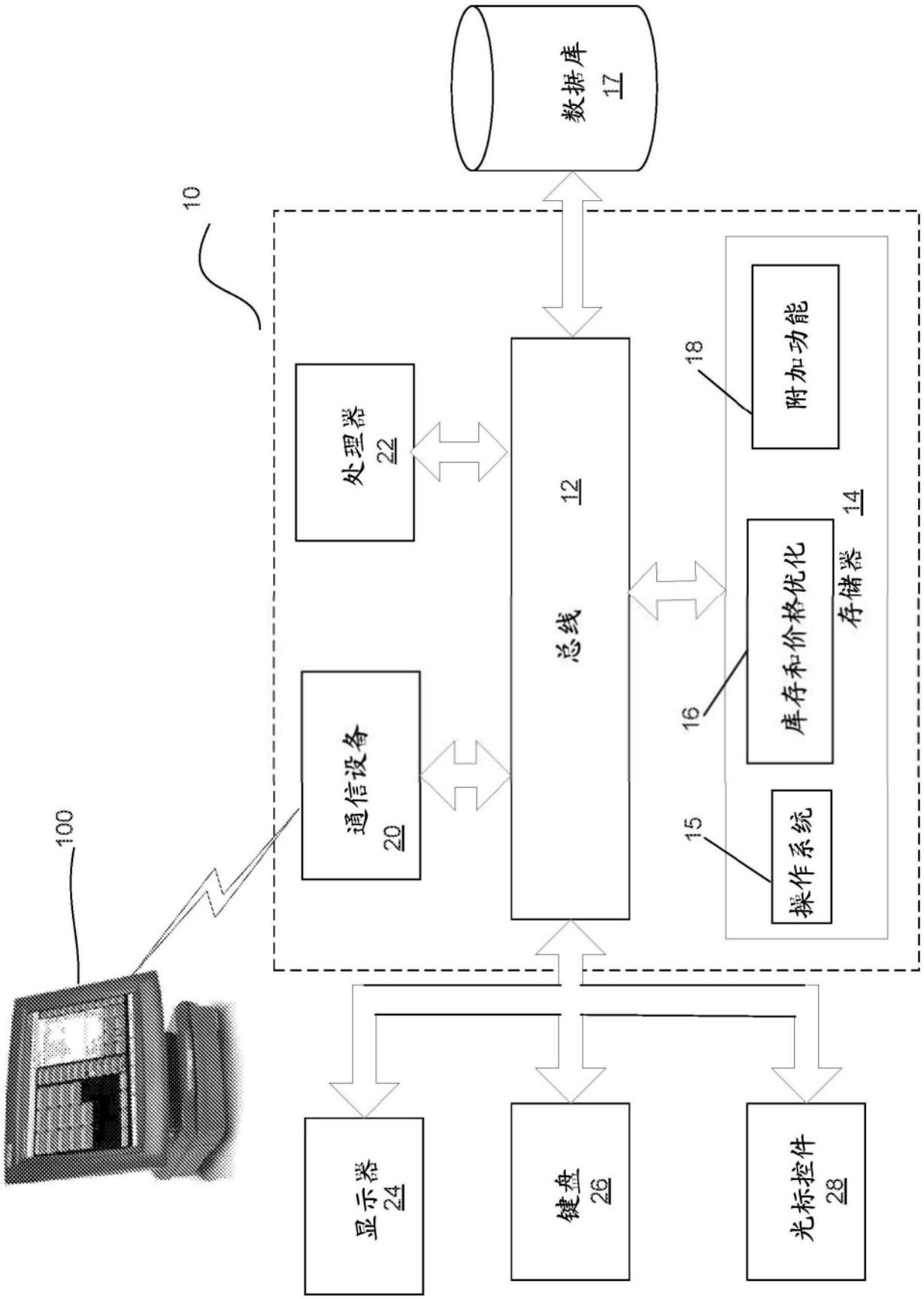

数据库
17
10
处理器
22
总线
12
附加功能
18
存储器
14
库存和价格优化
16
操作系统
15
通信设备
20
100
显示器
24
键盘
26
光标控件
28

图2

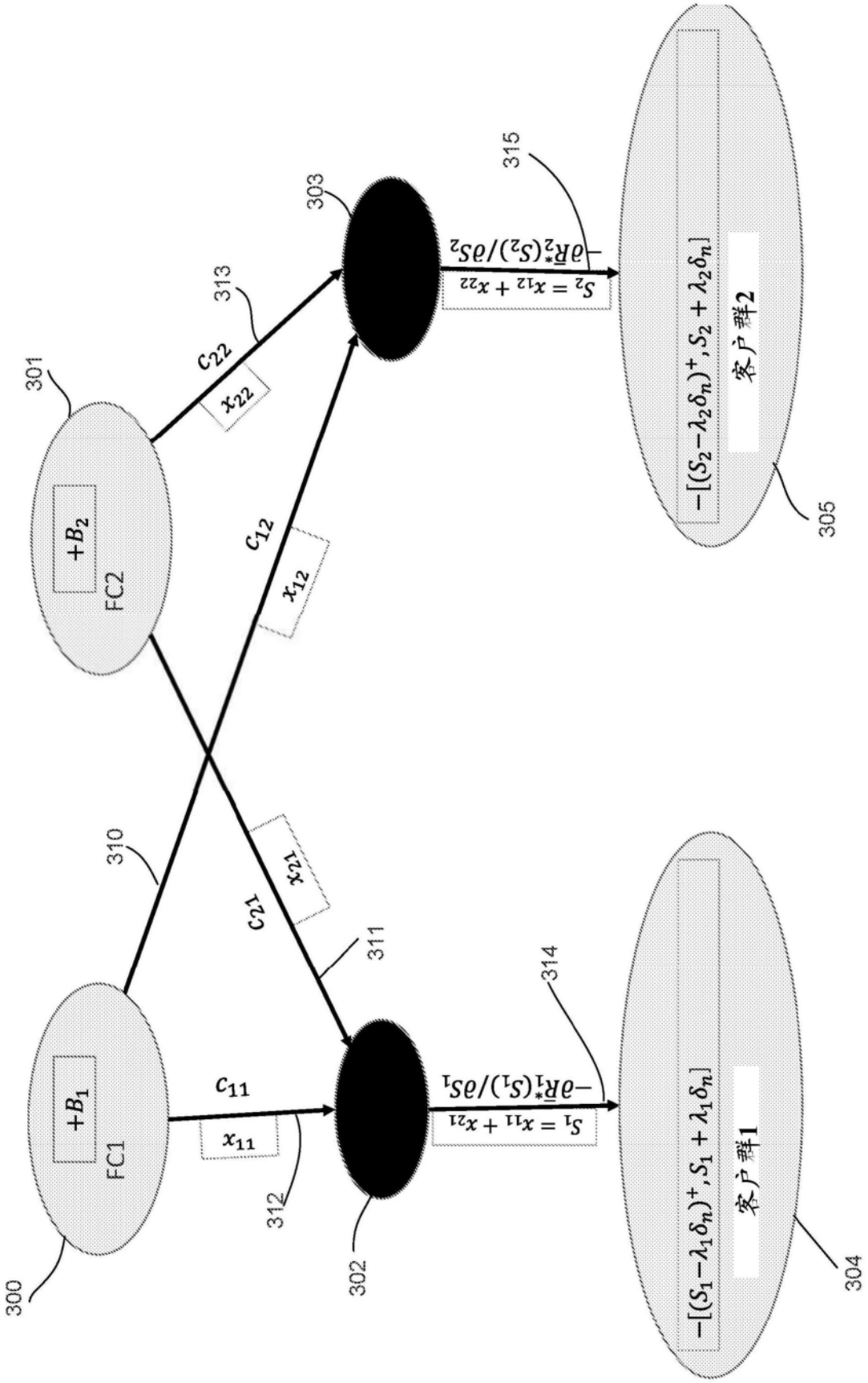

300
FC1
$+B_1$
310
301
FC2
$+B_2$
c_{11}
x_{11}
c_{12}
x_{12}
c_{21}
x_{21}
c_{22}
x_{22}
311
312
313
302
303
314
315
$S_1 = x_{11} + x_{21}$
$-\partial \bar{R}_1^*(S_1)/\partial S_1$
$S_2 = x_{12} + x_{22}$
$-\partial \bar{R}_2^*(S_2)/\partial S_2$
$-[(S_1-\lambda_1\delta_n)^+, S_1+\lambda_1\delta_n]$
客户群1
$-[(S_2-\lambda_2\delta_n)^+, S_2+\lambda_2\delta_n]$
客户群2
304
305

图3

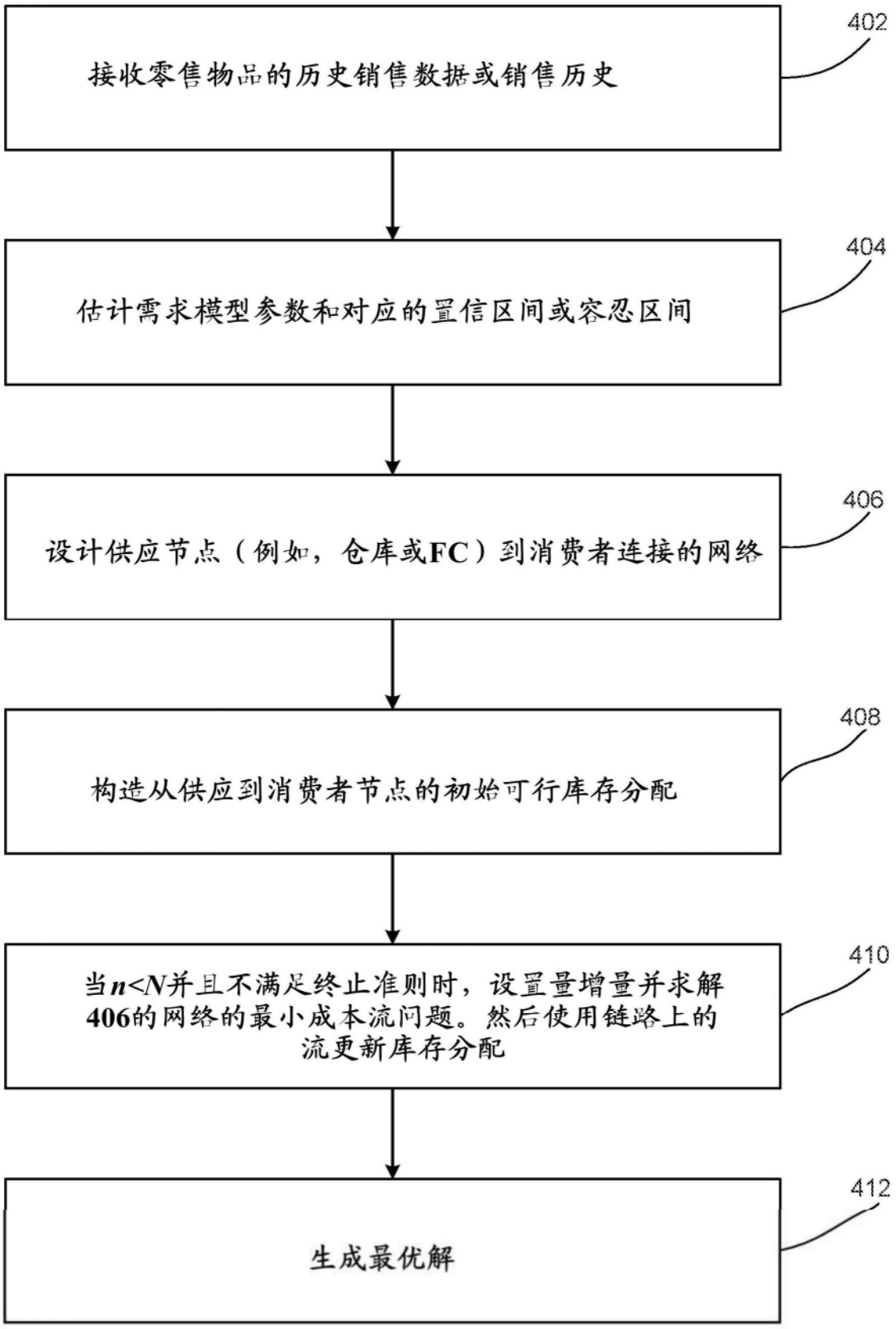

402
接收零售物品的历史销售数据或销售历史
404
估计需求模型参数和对应的置信区间或容忍区间
406
设计供应节点（例如，仓库或FC）到消费者连接的网络
408
构造从供应到消费者节点的初始可行库存分配
410
当n<N并且不满足终止准则时，设置量增量并求解406的网络的最小成本流问题。然后使用链路上的流更新库存分配
412
生成最优解

图4