(19)国家知识产权局

(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 111133460 B
(45)授权公告日 2023.08.01

(21)申请号 201980003467.2
(22)申请日 2019.07.24
(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 111133460 A
(43)申请公布日 2020.05.08
(30)优先权数据
16/117,164 2018.08.30 US
(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2020.01.08
(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/US2019/043166 2019.07.24
(87)PCT国际申请的公布数据
WO2020/046497 EN 2020.03.05
(73)专利权人 甲骨文国际公司
地址 美国加利福尼亚
(72)发明人 C·波佩斯库 B·李
L·L·梅斯基塔
(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 冯薇
(51)Int.Cl.
G06Q 10/04(2006.01)
G06Q 30/02(2006.01)
(56)对比文件
US 2012284084 A1,2012.11.08
CN 102497337 A,2012.06.13
CN 107220851 A,2017.09.29
US 2014351011 A1,2014.11.27
审查员 袁媛

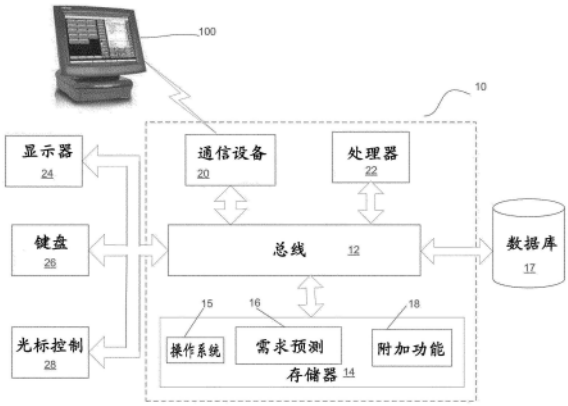
权利要求书3页 说明书14页 附图5页

(54)发明名称

需求预测参数的优化

(57)摘要

实施例为一个或多个物品的需求模型选择需求预测参数,在每个商店的基础上接收物品的历史销售数据并接收第一物品的多条季节性曲线。实施例使用每条季节性曲线与逐年需求的相关性来确定季节性曲线中的每条季节性曲线的可重复性,并基于可重复性保留第一季节性曲线。实施例确定第一季节性曲线的平滑度并确定第一季节性曲线的稀疏度。基于所确定的可重复性、平滑度和稀疏度,实施例确定第一季节性曲线是可靠的,并重复接收多条季节性曲线,确定可重复性、确定平滑度并确定稀疏度,以确定多条可靠的季节性曲线。实施例使用需求模型和可靠的季节性曲线并确定对第一物品的需求预测。



CN 111133460 B

1.一种为一个或多个物品的需求模型选择需求预测参数的方法,所述方法包括:

在每个商店的基础上接收物品的历史销售数据;

接收第一物品的多条季节性曲线,所述季节性曲线中的每条季节性曲线表示对第一物品的需求的季节性变化;

使用每条季节性曲线与逐年需求的相关性来确定季节性曲线中的每条季节性曲线的可重复性,并基于所述可重复性保留第一季节性曲线;

确定第一季节性曲线的平滑度,包括确定第一季节性曲线的标准差是否小于第一阈值;

确定第一季节性曲线的稀疏度,包括确定第一季节性曲线的值为零的数据点的数量是否小于第二阈值;

基于所确定的可重复性、平滑度和稀疏度,确定第一季节性曲线是可靠的;

重复接收多条季节性曲线,确定可重复性、确定平滑度并确定稀疏度,以确定多条可靠的季节性曲线;

使用所述需求模型和所述可靠的季节性曲线,确定对第一物品的需求预测,所述需求预测包括对第一物品的进一步销售数据的预计;以及

将所述需求预测以电子方式发送到库存管理系统,所述库存管理系统被配置为基于所述需求预测生成附加数量的第一物品到多个零售商店的装运。

2.如权利要求1所述的方法,其中所述历史销售数据包括对于第一物品的多个促销影响,所述方法还包括:

确定促销影响的稀疏度;

确定促销影响的回归截距;

基于促销影响的稀疏度和回归截距,确定多个可靠的促销影响;以及

使用所述需求模型、所述可靠的季节性曲线和所述可靠的促销影响,确定对第一物品的需求预测。

3.如权利要求2所述的方法,其中季节性曲线中的每条季节性曲线是包括除了第一物品之外还有其它物品的参数的聚合季节性曲线。

4.如权利要求2所述的方法,其中季节性曲线中的每条季节性曲线包括第一物品的至少两个销售周期。

5.如权利要求2所述的方法,还包括:

基于所述需求预测,增加第一物品的制造量。

6.如权利要求5所述的方法,还包括:

响应于增加的制造量,将增加量的第一物品装运到多个不同的零售商店。

7.如权利要求2所述的方法,其中所述需求预测包括基本需求、所述可靠的季节性曲线和所述可靠的促销影响。

8.一种计算机可读介质,具有存储在其上的指令,所述指令在由处理器执行时使得所述处理器通过以下操作来确定一个或多个物品的需求模型的可靠的需求预测参数,其中操作包括:

在每个商店的基础上接收物品的历史销售数据;

接收第一物品的多条季节性曲线,所述季节性曲线中的每条季节性曲线表示对第一物

品的需求的季节性变化；

使用每条季节性曲线与逐年需求的相关性来确定季节性曲线中的每条季节性曲线的可重复性，并基于所述可重复性保留第一季节性曲线；

确定第一季节性曲线的平滑度，包括确定第一季节性曲线的标准差是否小于第一阈值；

确定第一季节性曲线的稀疏度，包括确定第一季节性曲线的值为零的数据点的数量是否小于第二阈值；

基于所确定的可重复性、平滑度和稀疏度，确定第一季节性曲线是可靠的；

重复接收多条季节性曲线，确定可重复性、确定平滑度并确定稀疏度，以确定多条可靠的季节性曲线；

使用所述需求模型和所述可靠的季节性曲线，确定对第一物品的需求预测；以及

将所述需求预测以电子方式发送到库存管理系统，所述库存管理系统被配置为基于所述需求预测生成附加数量的第一物品到多个零售商店的装运。

9.如权利要求8所述的计算机可读介质，其中所述历史销售数据包括对于第一物品的多个促销影响，其中操作还包括：

确定促销影响的稀疏度；

确定促销影响的回归截距；

基于促销影响的稀疏度和回归截距，确定多个可靠的促销影响；以及

使用所述需求模型、所述可靠的季节性曲线和所述可靠的促销影响，确定对第一物品的需求预测。

10.如权利要求9所述的计算机可读介质，其中季节性曲线中的每条季节性曲线是包括除了第一物品之外还有其它物品的参数的聚合季节性曲线。

11.如权利要求9所述的计算机可读介质，其中季节性曲线中的每条季节性曲线包括第一物品的至少两个销售周期。

12.如权利要求9所述的计算机可读介质，其中操作还包括：

基于所述需求预测，使得增加第一物品的制造量。

13.如权利要求12所述的计算机可读介质，其中操作还包括：

响应于增加的制造量，使得将增加量的第一物品装运到多个不同的零售商店。

14.如权利要求9所述的计算机可读介质，其中所述需求预测包括基本需求、所述可靠的季节性曲线和所述可靠的促销影响。

15.一种零售物品需求预测系统，包括：

一个或多个处理器，耦合到一个或多个销售点系统，所述处理器在每个商店的基础上接收零售物品的历史销售数据；

所述处理器还执行以下操作：

接收第一物品的多条季节性曲线，所述季节性曲线中的每条季节性曲线表示对第一物品的需求的季节性变化；

使用每条季节性曲线与逐年需求的相关性来确定季节性曲线中的每条季节性曲线的可重复性，并基于所述可重复性保留第一季节性曲线；

确定第一季节性曲线的平滑度，包括确定第一季节性曲线的标准差是否小于第一阈

值；

确定第一季节性曲线的稀疏度，包括确定第一季节性曲线的值为零的数据点的数量是否小于第二阈值；

基于所确定的可重复性、平滑度和稀疏度，确定第一季节性曲线是可靠的；

重复接收多条季节性曲线，确定可重复性、确定平滑度并确定稀疏度，以确定多条可靠的季节性曲线；

使用需求模型和所述可靠的季节性曲线，确定对第一物品的需求预测；以及

将所述需求预测以电子方式发送到库存管理系统，所述库存管理系统被配置为基于所述需求预测生成附加数量的第一物品到多个零售商店的装运。

16.如权利要求15所述的系统，其中所述历史销售数据包括对于第一物品的多个促销影响，所述处理器还执行以下操作：

确定促销影响的稀疏度；

确定促销影响的回归截距；

基于促销影响的稀疏度和回归截距，确定多个可靠的促销影响；以及

使用所述需求模型、所述可靠的季节性曲线和所述可靠的促销影响，确定对第一物品的需求预测。

17.如权利要求16所述的系统，其中季节性曲线中的每条季节性曲线是包括除了第一物品之外还有其它物品的参数的聚合季节性曲线。

18.如权利要求16所述的系统，所述处理器还执行以下操作：

基于所述需求预测，使得增加第一物品的制造量。

19.如权利要求18所述的系统，所述处理器还执行以下操作：

响应于增加的制造量，将增加量的第一物品装运到多个不同的零售商店。

20.如权利要求16所述的系统，其中所述需求预测包括基本需求、所述可靠的季节性曲线和所述可靠的促销影响。

21.一种包括用于执行如权利要求1-7中任一项所述的方法的部件的装置。

需求预测参数的优化

技术领域

[0001] 一个实施例一般而言针对计算机系统，特别是针对预测对零售物品的需求的计算机系统。

背景技术

[0002] 产品通常通过制造商、分销商、运输商、零售商等网络被递送给消费者。共同向消费者递送产品的这种设施网络通常被称为“供应链”网络。

[0003] 产品的供应者(例如，制造商、供应商、零售商等)常常面临预测(forecasting)产品需求的任务，以便在存在不断变化的市场条件的情况下通过供应链网络提供平稳且高效的产品流。过高估计需求可能导致生产过剩和与持有库存相关联的成本增加(例如，存储成本、过时等)。另一方面，低估需求可能导致收入损失。

[0004] 另外，在零售行业，零售商需要预计(predict)他们未来的需求，以更好地管理他们的库存或促销/降价计划。零售商可以参与多种类型的促销以提高销量(sales)。为了生成准确的预测，零售商必须考虑可能影响需求的所有因素/特征，诸如促销、价格、季节性、天气等。

[0005] 一般而言，销售预测系统在产生零售物品的销售单位(sales unit)的每周预测时会遇到问题。在给定的一周中零售物品的销售受到许多因素的影响，诸如季节性因素，是否在该周期间内对零售物品应用了折扣以及该物品落入生命周期中的哪个时间点。预测每周销售单位的一种常见方法涉及为零售物品建立“因果需求模型”。这个需求模型是根据诸如上面列出的因素之类的因素来描述每周销售单位的数学模型。这些因素被称为形成需求模型的“需求变量”。

[0006] 需求模型以数学方式指定需求变量如何影响销售单位。例如，如果折扣量是需求变量，则历史数据可以显示降价50％导致销售单位增加4倍(即，与价格弹性有关)。在这个示例中，需求变量是降价50％并且历史销售数据是销量增加4倍。为了使因果需求模型可以用于预测销售单位，有必要确定需求变量(降价50％)与销售单位(增加4倍)的关系。这种关系被称为与需求变量相关联的“需求参数”。

[0007] 在这个示例中，可以确定需求参数以指定每降低25％的价格，特定零售物品的销量将增加2倍。在确定需求参数后，有可能通过指定需求变量的未来值来预测销售单位。继续降价的示例，零售商可能知道下个季度它将在几周内降价40％。然后，需求模型将预测这些周的销售单位，以考虑降价40％。

[0008] 需求参数是通过检查历史零售数据(称为“零售面板数据”)来确定的，该历史数据包含零售物品本身或类似零售物品的降价。但是，如上所述，一些需求变量影响零售物品的销售。这几个需求变量同时适用。例如，零售商可以在夏季期间对夏季物品执行了50％的降价，在这种情况下，销量的4倍增加可以部分地由于夏季期间对夏季零售物品的季节性需求增加。为了分离多个需求变量对销售的影响，对需求模型执行回归以确定使得需求模型最适合零售面板数据的需求参数的值。

[0009] 另外，销售预测的质量非常取决于输入数据的质量(即，垃圾进场、垃圾出场)。在许多情况下，用于销售预测必要和可用的历史数据不够充分，因此得出的预测可能弊大于利。一些已知的复杂的预测解决方案提供了异常驱动的工作流，其中检测到此类不良预测，并提示预测分析人员手动查看并调整预测。不太复杂的解决方案无法捕捉到不好的数字，这可能导致库存过多/库存不足、分配错误、不好的计划等。

发明内容

[0010] 实施例为一个或多个物品的需求模型选择需求预测参数。实施例以每个商店为基础接收物品的历史销售数据，并接收第一物品的多个季节性曲线。实施例使用每个季节性曲线与逐年需求的相关性来确定每个季节性曲线的可重复性，并基于可重复性来保留第一季节性曲线。实施例确定第一季节性曲线的平滑度并确定第一季节性曲线的稀疏度。基于所确定的可重复性、平滑度和稀疏度，实施例确定第一季节性曲线是可靠的，并重复接收多个季节性曲线，确定可重复性、确定平滑度并确定稀疏度，以确定多个可靠的季节性曲线。实施例使用需求模型和可靠的季节性曲线并确定对第一物品的需求预测。实施例然后将需求预测以电子方式发送到库存管理系统，该库存管理系统被配置为基于需求预测生成第一物品到多个零售商店的附加数量的装运。

附图说明

[0011] 图1是根据本发明实施例的计算机服务器/系统的框图。

[0012] 图2是根据一个实施例的当自动核实季节性和促销影响的需求参数时图1的需求预测模块的功能的流程图。

[0013] 图3图示了根据实施例的在两个完整销售周期内的物品的示例季节性曲线。

[0014] 图4A图示了根据实施例的在13周的销售周期内物品的促销影响参数。

[0015] 图4B图示了根据实施例的针对图4A的促销影响的回归截距(regression intercept)计算。

[0016] 图5是根据一个实施例的当优化在需求模型中使用的季节性曲线和一个促销参数集合的选择时图1的需求预测模块的功能的流程图。

[0017] 图6图示了根据实施例的在13周的销售周期内物品的两条示例季节性曲线。

[0018] 图7图示了根据实施例的在物品的13周销售周期内的示例促销影响。

[0019] 图8图示了根据一个实施例的集成制造、库存和物流系统，该系统包括如本文所公开的需求预测。

具体实施方式

[0020] 实施例自动确定有问题的需求预测模型参数，然后从需求预测中去除有问题的参数，并用可靠的参数代替。因此，需求预测得以优化并且更加准确。

[0021] 销售需求预测方法大致可以被分组为判断、外推(extrapolation)和因果方法。外推方法仅使用活动本身的时间序列数据来生成预测。已知的特定技术的范围从较简单的移动平均和指数平滑方法到更复杂的Box-Jenkins方法。虽然这些已知方法成功地识别和外推趋势、季节性和自相关的时间序列模式，但它们不考虑诸如价格改变和促销之类的外部

因素。

[0022] 向量自回归(“VAR”)模型扩展Box-Jenkins方法以包括其它变量,但它们的复杂性使得估计变得困难。因果预测涉及使用表示被认为是结果驱动因素的现象的输入来构建定量模型。这些模型可以像具有促销变量的线性回归模型一样简单。起点是具有促销变量(诸如降价、折扣或广告)的回归模型。这个想法是模型简单性帮助管理者理解和批准或指导对模型的修改,并且随着他们对关于决策辅助知识的了解越来越多,他们可能已经准备好实现更精细和更复杂的模型。

[0023] 因此,一般而言,可以通过两种方式来解决估计对零售物品的需求和销售的促销影响的问题。在一种方法中,可以直接在物品/商店级别(例如,对于每个个体零售商店中的每个个体库存单位(“SKU”),也被称为“粒度级别”)来估计促销影响。但是,在这个级别上可用的需求和促销数据通常不充足,使得任何估计通常不稳定,并且结果通常不准确。

[0024] 在另一种方法中,可以以更聚合的级别(诸如针对整个区域中的所有零售商店)估计促销影响。一般而言,这个级别的数据更稳定并且更普遍,从而允许对促销影响进行鲁棒的估计。但是,这个级别的数据丰富性也是个挑战。如果考虑所有可用数据点,则由于需要处理大量数据,因此使用计算机生成估计可能非常缓慢,并且离群值(outlier)会对输出产生不适当的影响。另一方面,如果仅包括通过某个预定义准则的数据点(即,使用数据过滤),则处理速度提高,但是输出有偏差并且取决于预定义的准则。

[0025] 例如,一些预测系统汇总(pool)来自各种SKU或类别的数据,以便排除一些数据很少的类别。这导致对这些类别的预测不准确。过滤的其它示例包括对数据进行校正以解决异常事件,诸如:(1)天气相关;(2)需求膨胀(例如,暴风雨来临前人们囤水);(3)低需求(例如,飓风期间商店关门导致需求低于平时);(4)供应链(例如,缺货情况导致商品的销售低于正常水平);(5)硬件/IT(例如,计算机硬件或软件故障可能导致对需求的错误捕获)。需要捕获以上所有内容,对它们进行校正或者确保将其从分析中排除。

[0026] 以下术语适用于本发明的实施例:

[0027] 如本文所使用的,术语“物品”或“零售物品”是指在销售环境中出售、购买和/或退回的商品。术语“特定物品”和“单个物品”在本文中可互换使用,并且是指特定物品类型(例如,指特定类型的蜂窝电话,诸如iPhone 8),而不是单位物品。

[0028] 如本文所使用的,术语“时段”、“时间段”、“零售时段”或“日历时段”是指卖方用来使日历中从一年到下一年的季节时段相关的单位时间增量(例如,7天一周),以用于计划和预测的目的。这些术语在本文中可以互换使用。

[0029] 如本文所使用的,术语“销售渠道”或“地点”或“零售地点”可以指出售物品的实体商店,或者指出售物品的在线商店。

[0030] 如本文所使用的,术语“销售数据”是指针对在过往的零售时段(例如,过往一年的52周)中已出售的物品所记录的历史销售和促销信息。销售数据可以包括例如在每个零售时段中出售的物品的单位的数量(或货币数量),以及表征该物品的一种或多种类型的促销的数据。例如,销售数据可以存储在数据库中。

[0031] 术语“促销”和“销售促销”在本文中可互换使用,并且是指物品的特定类型的促销。促销组件的一些示例可以包括价格折扣促销组件、电视广告组件、广播广告组件、报纸广告组件、互联网广告组件、电子邮件广告组件和店内广告组件。

[0032] 术语“促销影响”是指表征促销物品的影响(例如,对销售和利润率的影响)的数值。例如,估计的促销影响2.0可以指示:估计促销或促销的组合会导致物品的销量增加一倍(增加100%)。可以在需求预测模型中使用促销影响(即,价值)来预测物品的需求。促销影响也可以在计算机库存系统中使用,以控制物品库存的各个方面。

[0033] 一般而言,实施例利用以下需求模型或将函数用于需求预测(“等式(1)”):

[0034] 需求=基本需求*季节性*促销影响(*附加影响) (1)

[0035] 其中“基本需求”是不考虑任何影响或其它因素的历史需求,“季节性”是基于季节(即,一年中的时间)对需求的影响,“促销影响(promotion effect)”是基于在时间段期间提供的一个或多个促销对需求的影响。许多需求模型考虑了附加影响(additional effect),诸如天气。例如,如果当年的天气与前一年和两年前有显著差异,则可能需要校正预测。例如,如果这一年夏季炎热的天气更长,则可能需要增加对牛排和冰淇淋的预测。另一个附加影响可能是库存。如果流行时尚来自某些尺寸和/或颜色,则可能需要向下调整预测值以考虑缺失的物品。另一个影响可能是商店计数。如果零售商计划大力扩张,并在下一年将商店数量增加10%,则需要相应地调整预测。

[0036] 但是,出于本发明的实施例的目的,假设季节性和促销影响对销售预测具有压倒性的最大影响。因此,在实施例中,在确定所估计的季节性和促销影响之后,对它们进行一系列核实以确保它们是可靠和准确的。

[0037] 图1是根据本发明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。另外,本文公开的功能可以在可以经网络耦合在一起的单独的服务器或设备上实现。另外,可以不包括系统10的一个或多个组件。例如,对于服务器的功能,系统10可能需要包括处理器和存储器,但是可以不包括图1中所示的一个或多个其它组件,诸如键盘或显示器。

[0038] 系统10包括用于传送信息的总线12或其它通信机制,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”)、诸如磁盘或光盘的静态储存储装置、或任何其它类型的计算机可读介质的任何组合。系统10还包括诸如网络接口卡的通信设备20,以提供对网络的访问。因此,用户可以直接地或通过网络远程地或任何其它方法与系统10对接。

[0039] 计算机可读介质可以是可由处理器22访问的任何可用介质,并且包括易失性和非易失性介质、可移动和不可移动介质、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、程序模块或调制数据信号(诸如载波或其它传输机制)中的其它数据,并且包括任何信息递送介质。

[0040] 处理器22还经由总线12耦合到诸如液晶显示器(“LCD”)的显示器24。键盘26和诸如计算机鼠标的光标控制设备28还耦合到总线12,以使用户能够与系统10对接。

[0041] 在一个实施例中,存储器14存储当由处理器22执行时提供功能的软件模块。模块包括为系统10提供操作系统功能的操作系统15。模块还包括需求预测模块16,该需求预测模块16确定用于需求预测的最佳需求预测参数,以及本文公开的所有其它功能。系统10可以是更大系统的一部分。因此,系统10可以包括一个或多个附加的功能模块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零售需求预测系统”或“Oracle

零售高级科学引擎”(“ORASE”))或企业资源计划(“ERP”)系统。数据库17耦合到总线12,以便为模块16和18提供集中式存储并且存储消费者数据、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生成用于预测需求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本身可以包括用以预测需求的附加处理功能并且可以自身或者结合图1的其它组件作为专用需求预测系统进行操作。

[0042] 在一个实施例中,特别是当存在大量零售商店、大量物品以及大量历史数据时,数据库17被实现为存储器中数据库(“in-memory database,IMDB”)。IMDB是主要依赖主存储器用于计算机数据存储的数据库管理系统。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的CPU指令更少。访问存储器中的数据在查询数据时消除了寻找时间,这提供了比盘更快且更可预计的性能。

[0043] 在一个实施例中,当被实现为IMDB时,数据库17基于分布式数据网格来实现。分布式数据网格是其中计算机服务器的集合在一个或多个集群中一起工作以在分布式或集群环境内管理信息和相关操作(诸如计算)的系统。分布式数据网格可以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、可预计的可扩展性、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中以实现更高的性能,并且采用冗余来保持该信息的副本在多个服务器之间同步,从而确保系统的弹性以及在服务器发生故障时数据的持续可用性。

[0044] 在一个实施例中,系统10是计算/数据处理系统,包括用于企业组织的分布式应用的集合或应用,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网络系统、软件即服务(“SaaS”)体系架构或其它类型的计算解决方案一起操作,或者被实现为基于云的网络系统、软件即服务(“SaaS”)体系架构或其它类型的计算解决方案。

[0045] 如所公开的,用于需求预测的已知的异常驱动工作流依赖人来审查数字,使其既耗时又容易出错。相反,实施例自动检测基于不可靠的历史数据点来估计的有问题的预测需求参数。一旦识别出不可靠的参数,实施例就将它们从需求模型中移除,并将它们替换为可以从类似产品或地点借来的优化参数。这大大减少了需要审查的异常的数量并生成了更准确的预测。

[0046] 需求参数最初可以是未知的,并且需求模型可以被配置为提供需求参数。通过生成需求参数的准确确定,可以实现更准确的销售预测。

[0047] 例如,对于一些需求模型,降价50%导致销售单位增加4倍。这不仅仅是值的任意选择。取而代之的是,通过计算方法确定折扣需求变量与销售单位之间的关系。特别地,可以通过检查包含商品本身的降价的历史数据来确定需求参数。该确定过程被称为“估计”,并且可以涉及检查历史销售数据并应用各种统计方法的估计例程。

[0048] 实施例在估计季节性和促销影响参数之后执行一系列自动核实,以确保它们是可靠和准确的。图2是根据一个实施例的当自动核实季节性和促销影响的需求参数时图1的需

求预测模块16的功能的流程图。在一个实施例中，图2(以及下面的图5)的流程图的功能由存储在存储器或其它计算机可读或有形介质中的软件实现，并由处理器执行。在其它实施例中，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执行。

[0049] 在202处，针对特定类/类别的产品的所有商店的所有物品的历史销售数据被接收。例如，类/类别可以是“酸奶”、“咖啡”或“牛奶”。每个类具有一个或多个子类，一直向下到SKU或通用产品代码(“UPC”)级别，这将是每个个体出售物品。例如，对于酸奶类，子类可以是每个品牌的酸奶，并且进一步的子类可以是风味、尺寸、类型(例如，希腊或常规)，直到与所出售的每种单独不同类型的酸奶物品对应的SKU。每个SKU或UPC将被视为离散(discrete)数据点或离散项。

[0050] 历史销售和业绩数据可以包括例如表示多个过往零售时段的物品的过往销售和促销的数据，以及每个时间段(例如，春季、夏季、秋季等)的相关联的季节性。历史业绩数据可以被分段为过往几周的零售时段，其中每个过往周具有指派给它的数值以指示该周出售的物品的数量。根据一个实施例，历史业绩数据还可以包括表示零售时段内的价格折扣和其它促销组成部分的值的数值。根据一个实施例，可以经由网络通信访问物品的历史业绩数据，包括从每个零售商店的每个POS终端100访问和/或从数据库17访问。

[0051] 在204处，基于历史销售数据为一个或多个物品生成和/或接收季节性曲线。使用已知技术生成季节性曲线，然后本发明的实施例确定所生成的季节性曲线是否可靠。在其它实施例中，在202处季节性曲线可以被包括在历史销售数据中。在一个实施例中，季节性曲线是每周需求参数集合，其表示商品需求的季节性变化。它们表示一般预测模型中未考虑的影响。季节性曲线基于商品、地点和季节代码被映射到具体物品，并作为时间序列上的参数被建模。

[0052] 图3图示了根据实施例的物品在两个完整销售周期内的示例季节性曲线(在302处为第一年，在304处为第二年)。在其它实施例中，可以使用两个以上的销售周期。每年包括三个季节性曲线的季节性参数和每年的聚合曲线。一般而言，季节性曲线比单个SKU/商店处于更高的交点，并且覆盖多个物品/商店的组合，因为单个SKU/商店的数据量太稀疏。例如，对于冰淇淋，佛罗里达州所有商店的大多数冰淇淋物品都可能具有相同的季节性模式。图3的简化示例使用三个时间序列来示出季节性曲线(即，聚合曲线)如何覆盖多个物品/商店组合(时间序列)。以冰淇淋为例，这三个时间序列可以是：迈阿密(Miami)的商店的香草冰淇淋，迈阿密同一商店的树莓冰淇淋，坦帕(Tampa)的商店的草莓冰淇淋等。相关的季节性曲线将是这些时间序列的聚合。

[0053] 选择图3中的三个时间序列作为简化示例。实际上，有大得多的数量。另外，在图3中，还选择了13周作为简化示例。一般而言，对于大多数物品，销售周期的周数为52(一年)。但是，对于时尚物品，整个销售周期可以在过时之前仅持续13周，并由下一个时尚物品代替。

[0054] 图3中示出的数字表示给定时间序列在该时段内的销量单位。如果为0，则该时段没有销售。聚合是某个时段内所有单位的总和。

[0055] 仅使用两个销售周期(如图3的示例)或一些其它预定义的周期数，不保证季节性模式可逐年重复使用。因此，实施例对季节性曲线进行一系列有效性检查。具体而言，在图2

的206处，使用季节性曲线与两年中的需求之间的相关性来确定可重复性(或者，但是使用了许多销售周期)。如果相关性差，则季节性模式的可重复性是不可接受的并且曲线被丢弃。如果相关性好(高于阈值)，则保持曲线。

[0056] 对于图3的示例，使用的相关性阈值为0.9。在第2年和第1年之间确定的逐年相关(“year over year,YOY”)为0.929099493(其中相关为+1指示完全正相关，-1指示完全负相关，并且0指示不相关)。因此，第2年的聚合曲线与第1年的聚合曲线的相关性要好于相关性阈值所要求的，因此将其保留为聚合曲线2。换句话说，因为通过了相关性测试，因此YOY季节性模式是可以接受的。曲线1和2两者都将保留，但是曲线2将用于进一步的计算，因为曲线2是基于最近的需求。通常有两个销售周期，如图3所示。如果有更多的销售周期可用，则实施例使用两个最新的销售周期，因此仍然有曲线1和2，如图3所示。

[0057] 在208处，确定需求数据的最近可接受的(即，将YOY模式建立为可接受的)季节性曲线的平滑度(即，图3的示例中的曲线2)。季节性曲线出现不稳定(jerky)(即，不平滑)有很多原因。例如，如果没有考虑促销需求，或者实行了低/高定价策略。低/高定价策略是一些零售商针对某些商品而实践的定价策略。对于这样的策略，物品在高价时不出售，在低价时卖得很好。这将反映为不稳定的需求模式。此类策略的反面是例如“每日低价”战略。

[0058] 在错误的时段中出现季节性尖峰可能对预测准确性产生很大的负面影响。为了避免这种情况，实施例确定季节性曲线的标准差。如果标准差高(即，高于标准偏差阈值)，则曲线的可变性太大并且被丢弃。如果标准差低(小于阈值)，则保持曲线。

[0059] 在图3的示例中，曲线2(即，具有最近需求数据的曲线)的标准偏差阈值为1.5，并且计算出的曲线2的标准偏差为0.77064119。因此，在这个示例中，曲线2被保持。否则它将被丢弃。

[0060] 在210处，确定季节性曲线的稀疏度，这意味着实施例确定是否存在足够量的可用数据来估计季节性。如果几乎没有可用的数据点，则季节性曲线可能太稀疏，因此不可靠。为了检查稀疏度，当预期季节性强时，实施例确定季节性指数为零(即，该周的销量为零)的数量。如果数量高，则曲线被丢弃。如果数量是可接受的(小于零指数阈值)，则保持曲线。

[0061] 在图3的示例中，零指数阈值为5。曲线2中为零值的计数为3。该曲线有3个具有零值的时段(第1、3和13周)。这小于阈值所允许的，因此这条曲线通过了测试并且不被丢弃。否则，它将被丢弃。

[0062] 206、208和210的功能在要“测试”的许多季节性曲线上重复自身。作为206、208和210的结果，仅保留可靠的季节性曲线以便生成需求销售预测(即，所有不可靠的季节性曲线将被丢弃)。

[0063] 接下来，实施例确定促销影响的可靠性。促销甚至比季节对需求具有更重大的影响。因此，有必要确保它们准确且鲁棒。

[0064] 图4A图示了根据实施例的在13周的销售周期内物品的促销影响参数。行404指示促销在该时间段期间是否存在或处于活动状态(0指示没有处于活动状态的促销影响，1指示该时间段期间有处于活动状态的促销影响或多个处于活动状态的促销)。行402指示对应的需求。行402中小于1的数字将指示(一个或多个)对应的处于活动状态的促销对需求不具有积极影响，例如，由于不好的数据或不可靠的促销。

[0065] 在212处，确定促销影响参数的稀疏度。实施例判定是否使用了足够的数据点来估

计促销对需求的影响。数据点是大于零的数字。如果数量太低，则丢弃影响，因为它们可能不可靠。丢弃所有促销影响参数，因为在对需求建模时，最好不包括不可靠的影响。如果数据点的数量是可接受的(大于阈值)，则保持影响。

[0066] 在图4A的示例中，数据点阈值的最小数量是10。可用的数据点数为11，因为13周中2周的需求为0，因此促销影响被认为是可靠的。

[0067] 在实施例中，使用已知的线性或逐步回归技术，对需求的促效影响的估计是基于回归的。在大多数情况下，回归效果良好，但是存在难以预测的一些数据模式。例如，当物品仅在促销时才售出时，就不可能以程序化方式将基线需求与促销需求分离(detach)。分离困难的另一种情况是当非常频繁地促销物品时。因此，在214处，实施例检查回归截距。在促销影响估计期间，回归还计算截距，该截距是基线需求的代理。如果截距低，则促销影响不稳定，并且因此被丢弃。如果截距是可接受的(大于阈值)，则影响被保持并被用在需求预测模型中。当所有X＝0时，截距(常常标记为常数)是Y的期望平均值。

[0068] 图4B图示了根据实施例的针对图4A的促销影响的回归截距计算。列412是来自图4A的需求影响，而列414是来自图4A的促销影响。在图4B的示例中，最小截距阈值为.5。计算出的截距为0.10090909，X变量为1.44909091。X变量是计算出的促销影响。在这个示例中，当促销处于活动状态时，预计需求将增加45％。因为在这个示例中，计算出的截距小于允许的最小值，所以促销影响被丢弃。

[0069] 在216处，使用以上公开的需求模型(等式1)以及在以上功能之后保留的所有季节性曲线和促销影响来计算需求预测。需求预测针对单个商店中的单个物品，或者可以在补货或计划物品的交点处生成。通常，补货中使用的预测是在单个商店中数周或几天内为单个物品生成的。出于计划的目的，可以针对整个样式和某些区域甚至所有商店生成预测。

[0070] 由于图2的功能，已经识别并移除了不可靠的参数，从而使需求模型更加准确。具体而言，不可靠的参数被移除。使用的是剩余的参数。例如，如果实施例生成10个参数集合(即，每个集合可以用于生成需求模型)，则在图2的可靠性检查之后，可以丢弃6个集合。预测期间使用的是剩余4个集合中的一个集合。下面公开的功能可以确定4个集合中的哪一个集合被用于优化模型。

[0071] 在218处，所确定的需求预测被用于制造生产、装运物流和库存控制。在一个实施例中，最终需求预测被发送到其它专用计算机，诸如库存控制系统、制造系统、装运和物流系统以及销售辅助系统。在一个实施例中最终需求预测是以个体数据位的形式，这些个体数据位已经从需求预测中进行了转换并且被存储并被传输到其它专用计算机系统，其中它们由这些系统存储和利用。因此，可以制造、存储、装运附加物品等，并且可以最优地为物品定价。

[0072] 除了从需求模型中移除不可靠的参数之外，实施例还选择“最佳”参数，以便进一步优化需求模型。例如，在其中由于图2的功能而在10个参数集合中丢弃6个集合的示例中，实施例可以从剩余的4个集合中选择最佳的参数集合以选择优化的模型。

[0073] 已知的复杂预测解决方案挖掘历史销售数据以确定销售模式和促销影响。它们还使用物品和地点属性以及外部因素(诸如天气)来创建对未来需求的整体视图。

[0074] 一般有两种已知的需求预测方法。第一种方法使用上面公开的信息(即，季节性曲线、促销影响参数和其它需求模型参数)并构建预测模型。然后，该模型被用于预测需求，并

偶尔被刷新以反映最近的需求。第二种方法生成多个需求预测模型，并由人手动挑选被认为最合适的模型。

[0075] 这两种方法都有缺点。第一种方法简单明了，但不够丰富以捕获所有需求细节。为了创建零售活动所需的准确预测，非常期望针对不同商品和地点使用不同模型。在第二种方法中，因为它依赖模型的手动选择，所以选择的模型很有可能是次优且耗时的。如果自动选择模型，则仍有可能未选择最佳模型。

[0076] 相反，实施例生成多个需求模型并自动丢弃不合适的模型。对于剩余的模型，实施例自动地选择最合适的模型直至粒度物品/商店级别。

[0077] 但是，对于实施例而言，商品本身通常很少具有历史销售数据，以致无法可靠地估计需求参数。而且，出于数学和统计上的原因，仅基于单个商品来估计需求参数可能是不切实际的。

[0078] 为了避免物品的数据太少而无法准确生成需求参数的问题，可以将若干物品的历史数据汇总在一起，并且可以同时对所有物品进行需求参数的总体估计。因此，例如，弹性估计表示其历史数据已汇总在一起的商品的若干物品的全部的平均弹性类型。假定商品的物品类似，因此对所有物品使用平均弹性不会严重歪曲任何特定物品的弹性。

[0079] 在一个实施例中，使用“池(pool)”的层次结构以结构化和固定的方式完成物品的汇总，每个池包含在层次结构中位于其下方的更小的池。这可以是销售层次结构。因此，例如，层次结构的底部可以包含其中仅有少量物品的池，而层次结构的顶部是一个巨大的池，其中包含零售商在其任何商店出售的所有商品。在它们之间是中间池或交点，诸如部门级池，其包含零售商的具体部门中的所有物品。池的层次结构可以特定于每个零售商，并且可以用作零售商的业务的组织原则。池的“级别”是这个层次结构内池的级别(例如“部门级别”)。层次结构的每个级别包含多个池。例如，部门级别对于每个部门有一个池。类似地，子类级别对于每个子类有一个池。池也可以被称为分区(partition)。

[0080] 在一个实施例中，最低级别是库存保持单位(“SKU”)级别。SKU级别可以具有大量分区，每个分区是单个物品。下一个级别可以是例如颜色级别。颜色级别可以具有多个分区，每个分区包括单个颜色的池，该单个颜色的池可以包含许多或少量的SKU，取决于该特定颜色的物品的数量。样式级别可以高于颜色级别。在该级别之上可以是子类级别，诸如“男装腰带”。然后，在该级别之上可以是类级别，如“男装”。这些级别可以继续到部门(department)级别，然后是划分(division)级别。可以在每个级别计算需求参数。

[0081] 其它结构化和固定的层次结构也是可能的。例如，邮政编码、城市、县、州、国家和大洲的地理层次结构可以用于组织销售点。因此，在本讨论中用作示例的特定层次结构不应当被视为唯一可能的层次结构。

[0082] 汇总在一起的物品越多，估计的需求参数可能代表任何特定物品的代表性越小。因此，在理想情况下，可以通过在最小、最低级别的池中的每个池中执行估计来产生估计。因而，每个池接收不受其它池影响的其自身的估计。

[0083] 但是，许多最低级别的池也可能具有太少的物品或太少的历史数据，以致无法可靠地估计特定于该池的需求参数。尽管如此，此类池中的物品也可能需要预测，因此可能需要需求参数。

[0084] 因此，可能需要结构化方式来放大最小的池，以便产生尽可能代表小池的需求参

数。这种迁移到较大池的结构化方式被称为“上升路径(escalation path)”。上升路径是一系列级别,从最低级别开始,指示在获得最低级别池的估计时要尝试的池的层次结构。需求模型将要使用的估计可以是可靠的前几个估计(沿着上升路径)。因此,在给定级别的需求参数不可靠的情况下,可以使用上升路径。

[0085] 一条上升路径仅基于以下经验法则:对最低级别的池的最佳近似是包含该池的下一个最小的池。在这种情况下,上升路径仅由从每个级别到下一个更高级别组成。

[0086] 在实施例中,最终生成预测的池/上升级别通常是物品/商店/周级别。参考上面的等式(1)的需求模型,在实施例中,基本需求在与预测相同的交点处生成的。但是,可以在多个交点级别或交点估计季节性和促销影响。例如,可以针对包括子类/商店、类/区域、物品/渠道等的交点生成季节性曲线。对于促销影响也是如此。

[0087] 但是,在预测时,对于每种物品/商店组合,仅需选择一条季节性曲线和一个促销参数集合。实施例优化了需求模型中使用的季节性曲线和一个促销参数集合的选择。

[0088] 图5是根据一个实施例的当优化在需求模型中使用的季节性曲线和一个促销参数集合的选择时图1的需求预测模块16的功能的流程图。

[0089] 在502处,接收针对特定类/类别的产品的所有商店的所有物品的历史销售数据。历史销售数据可以与在图2的202处接收到的数据相同。

[0090] 在504处,接收包括季节性曲线和促销参数集合的需求参数池。需求参数可以是如上面所公开的估计的参数。在一个实施例中,接收到的需求参数是在已经执行了上面图2的功能之后被认为可靠的需求参数的集合。

[0091] 结合季节性曲线,实施例在确定优化的季节性曲线时考虑两个方面。首先,实施例确定每条曲线拟合物品/商店销售的程度。其次,实施例判定曲线本身是否可靠。

[0092] 因此,在506处,计算每条季节性曲线与物品/商店组合的销量之间的相关性(correlation)。例如,如果存在10个上升级别,则记录10个值用于销量和曲线之间的相关性。对于每条季节性曲线,使用反向预测(即,过去的预测)并将需求聚合到上升级别来确定拟合度。

[0093] 使用拟合度和需求,在508处计算均方根误差(“RMSE”),其中结果对于每个物品商店具有10个误差计算。

[0094] 最终,在510处,使用以下算法为每个级别计算得分:

[0095] $$score_i = \frac{correlation_i}{1 + penalty * rmse_i}$$

[0096] 惩罚(penalty)使得能够在曲线的形状和曲线的估计期间所允许的置信度之间进行折衷。用于确定惩罚的准则包括用户是否希望在选择曲线时确定曲线的形状或其可靠性。惩罚的值使两个准则保持平衡。值可以因实现而异,但是典型值在1到5之间。

[0097] 当10个得分可用时,实施例自动挑选与最高得分对应的季节性曲线。

[0098] 图6图示了根据实施例的在13周的销售周期内物品的两条示例季节性曲线。在图6的示例中,在506处,确定销量和季节性曲线之间的相关性。曲线1的相关性被计算为0.709224。曲线2的相关性被计算为0.753982。然后,在508处,曲线1的RMSE被计算为2.5,并且曲线2的RMSE被计算为3。

[0099] 接下来在510处,设置惩罚,该惩罚是相对于相关性对误差进行加权的系数。在示

例中，惩罚被设置为1.5。然后，使用以上公开的得分算法，曲线1的得分被计算在0.14931处，并且曲线2的得分被计算在0.137088处。

[0100] 基于这些结果，曲线1“获胜”，因为虽然它的相关性较低(即，形状与物品的销量不太相似)，但是其估计值具有更高的置信度，因为其RMSE较低，使得总体得分高于曲线2。RMSE较低意味着YOY需求模式更加稳定，从而使人相信该模式将来会重复。

[0101] 接下来，实施例确定最优促销影响。与季节性曲线一样，可以在各个交点处或汇总级别估计促销影响。例如，假设有7个汇总级别。在502处已接收到的可以用于决定哪些促销影响是“最佳”的度量包括：

[0102] • 每个物品/商店的历史需求；

[0103] • 每个物品/商店的历史季节性需求(移除了促销需求)；以及

[0104] • 7个促销影响集合。

[0105] 利用这个信息，在512处，在历史季节性需求之上应用促销影响以模拟历史需求，其中结果具有7个这样的度量，每个汇总级别对应于一个度量。在514处，通过将模拟的历史需求与真实的历史需求进行比较，为每个级别确定误差度量。在一个实施例中，所使用的误差度量是MAPE。其它误差度量可以包括均方根误差、均值绝对误差、均值误差、绝对百分比误差等。在516处，选择在汇总级别生成的产生最低MAPE(或其它度量)的促销影响。

[0106] 图7图示了根据实施例的在物品的13周销售周期内的示例促销影响。在行702中，“0”指示促销不处于活动状态，而“1”指示促销处于活动状态。图7的简化示例针对一个促销或一个事件。在两个不同的交点处估计这个促销对需求的影响，从而提供两种影响。实施例确定挑选这两种影响中的哪一种影响。

[0107] 图7的示例通过使用来自两个不同源(即，两个不同的交点级别)的促销影响来图示方法，并且示出了实施例如何挑选最适合真实需求(即，被优化)的促销影响。在实施例中，可以在同一时间段期间应用一个或多个物品的多种促销影响。

[0108] 首先，在512处，按照上面的等式1应用促销影响(在图7的示例中，只有第1周和第9周具有促销影响)(简化为促销需求＝非促销需求*促销影响)。在图7的示例中，来自汇总级别1的促销影响为1.6，并且来自汇总级别2的促销影响为2。

[0109] 使用来自汇总级别1的促销影响的促销需求是19.2(第5周)和20(第9周)。使用来自汇总级别2的促销影响的促销需求是24(第5周)和25(第9周)。使用上面的等式1确定促销需求，其中未促销的需求乘以影响。

[0110] 在514处针对汇总级别1计算的MAPE为6.545455(计算为100/2*(ABS(20-19.2)/20+ABS(22-20)/22))。针对汇总级别1计算的MAPE为16.81818(计算为100/2*(ABS(20-24)/20+ABS(22-25)/22))。

[0111] 基于以上所述，在516处，因为在汇总级别1处计算出的影响的误差产生率小于在汇总级别2处的误差产生率，所以选择级别1促销影响。

[0112] 图7图示了简单的示例，其中在两个汇总级别上估计存在一个促销影响。在实际应用中，通常将定义10+个促销集合，并且将在每个汇总级别(通常是5个甚至更多个级别)估计每个集合，并且结果是来自10个级别中的一个的促销影响集合。

[0113] 在518处，使用以上公开的需求模型以及在以上功能之后保留的所有季节性曲线和促销影响来计算需求预测。

[0114] 在520处，所确定的需求预测被用于制造生产、装运物流和库存控制。在一个实施例中，将最终需求预测发送到其它专用计算机，诸如库存控制系统、制造系统、装运和物流系统以及销售辅助系统。在一个实施例中，最终需求预测是以个体数据位的形式，这些个体数据位已经从需求预测中进行了转换并且被存储并被传输到其它专用计算机系统，其中它们被这些系统存储和利用。因此，可以制造、存储、装运等附加物品、并且可以对物品进行最佳定价。

[0115] 如所公开的，实施例的一个目标是为物品选择相关特征以最终最大化预测准确性。良好的预测一般不会带来任何借贷(credit)。物品总是可以获得并且它们以全价而不是折扣价出售。库存水平不应当太高，因此零售商的资金不绑定到库存。零售商和供应商应当能够可靠地计划劳动力和生产能力。

[0116] 但是，如果预测错误(即，不准确)，则情况会发生戏剧性变化。这些影响可能对许多业务领域产生负面影响。例如，如果预测太低，则比所需少的产品到达零售商并且销售一空。缺货情况通过收入损失以及客户满意度降低对零售商产生影响。低预测还会影响供应商，供应商必须缩减产量，并审查他们对当前劳动力的需求。

[0117] 如果预测过高，则也有负面影响。零售商将订购超过他们可以出售的产品。如果产品易腐烂，则它们可能变坏，从而增加浪费。即使它们不易腐烂，零售商也可能以折扣价出售额外的物品，这会对收入产生负面影响。否则，零售商可以将商品退还给供应商。这会影响供应商，因为他们具有不存在需求的额外产品。另外，制造商可能浪费时间和金钱来生产错误的东西，这对供应商的收入产生负面影响。

[0118] 图8图示了根据一个实施例的集成的制造、库存和物流系统800，其包括如本文所公开的需求预测。如图8中所示，系统800可以包括产品预测系统870，该产品预测系统870预测未来的产品需求并且在一些情况下预测和/或考虑对数十万产品的未来需求，或者在一些应用中预测在一个或多个零售商店801-804处的数千万或更多的产品。预测系统870通过云网络850或其它类型的通信网络与一个或多个库存系统820和一个或多个制造系统880进行通信。

[0119] 预测系统870通过实现结合上面的图2和图5公开的功能来生成需求预测。库存系统820存储库存并提供运输物流以使用卡车810-813或一些其它运输机制将物品递送给商店801-804。在一个实施例中，库存系统820实现企业资源计划(“ERP”)专用计算机系统或专用库存控制系统，该ERP专用计算机系统或专用制造系统使用来自预测系统810的输入来确定库存水平以及将物品递送给商店801-804的数量和定时。

[0120] 制造系统880制造要发送到库存系统820的物品，并提供运输物流以使用卡车881或一些其它运输机制将物品递送给库存系统820。在一个实施例中，制造系统880实现ERP专用计算机系统或专用制造系统，该ERP专用计算机系统或专用制造系统使用来自预测系统870的输入来确定要制造的物品的数量、用于制造的资源的库存，以及递送到库存系统820的物品的数量和定时。

[0121] 预测系统870可以利用来自库存系统820、销售跟踪系统(未示出)和/或数据库的信息来预测对产品的需求。在预测需求中，预测系统870试图预计由事件、天气、社会需求、经济因素和其它因素导致的一个或多个产品的非典型需求。可以跟踪数十、数百到数千个不同的变量，这些变量可能对一个或多个产品的需求产生影响。这些变量的变化可能导致

非典型需求。例如，可以跟踪预测的天气的变化，并且可以使用与预测的天气相关联的一个或多个变量来确定这种天气变化是否会对需求产生影响，并且还可以预测需求的变化。

[0122] 一般而言，图8的元素执行库存的销售、制造或消耗。由于随机性和影响销售的外部因素，用于直接消费者销售的零售地点/商店801-804表现出最不稳定的库存模式。但是，制造设施和消耗库存的场所(诸如产品集成商、互联网装运商等、在本地设施中使用的产品)也受益于本文所公开的需求预测。如所公开的，每个零售地点801-804将销售数据和历史预测数据发送到预测系统870。销售数据包括先前销售周期(即，几周)(通常是库存周期的4-7周)中每个销售时段(通常是几天)的SKU/UPC或每个物品的库存消耗统计数据。

[0123] 预测系统870将销售数据存储在储存库872中，并采用销售数据来生成补充库存的订单。订单包括物品的集合和每种物品的数量，用于维持商店801-804的库存水平。

[0124] 许多零售订购方案依赖于销售时段和销售周期的一周中的几天。在一种配置中，在具有库存统计数据的库存管理环境中，其中库存统计数据特定于一周中的每一天，库存系统820通过针对一周中的每一天搜集来自先前销售的库存水平统计数据来确定目标库存水平。实施例基于库存水平统计数据来计算一周中的每一天的库存水平，使得安全存货适应一周中不同日子之间的库存变化。对于多种物品中的每一种，实施例呈现指示目标库存水平的存货水平，包括一周中每天的安全存货。实施例基于提前期计算订购数量，使得订购的数量达到满足一周中所确定的日子所呈现的库存水平。识别实际存货水平包括从历史数据中识别前几周的周中的日子的存货水平，从而随着时间关注一周中的同一天，而不是一周中所有天的平均值。

[0125] 在特定配置中，所公开的实施例可以与专用和/或特别大批量的零售环境结合使用。在大型物流和配送操作中，尽可能装满卡车，并且在需要将物品延期到相继的行程的情况下选择那些最不可能中断销售活动的物品是有益的。因而，实施例可与POS系统100结合操作，以识别倾向于比其它物品更快地出售和补充的高速或高周转物品。物品上的UPC条形码符号或射频识别(“RFID”)包括单独或与数据库查找相结合的字段、名称或值，将物品指定为适合安全存货处理的高速物品，如本文所定义的。

[0126] 通过为库存数据库中表示的多个物品中的每一个识别产品标识符的字段和表示该物品的安全存货的字段，并基于指示由销售量导致的产品补充需求增加的产品速度为每个产品标识符确定产品细分字段，可以适应高速物品。所公开的实施例基于速度字段来判定是否计算安全存货，即，在给定产品吞吐量的情况下，根据安全存货重新供应的开销和负担是否值得。

[0127] 在其它实施例中，供应物流可以每天调用高于一卡车的递送频率，因此触发具有更高粒度的重新供应窗口。在这种情况下，安全存货可以比个体日子更具体，诸如周一上午和周一下午，或者指定一周中特定日期内的多个递送或时间窗口，诸如上午7:00、上午11:00和下午4:00。

[0128] 包括所生成的需求预测的实施例可以用于实现供应物流并根据所运输物品的需求和利润率来指定递送(即，卡车)和货单(即，包含的物品)。高速物品可能被视为在特定递送时具有优先级空间，但还可以基于所包括的物品的利润率或标记来选择，并且选择包括具有最大创收潜力的物品。

[0129] 在使用本文公开的需求预测并且具有多个运输车辆的这种产品库存装运环境中，

每个车辆(例如,卡车)被配置用于接收物品的固定有效载荷以便递送给销售地点以供库存补充。通过对于包括第一物品和第二物品的多个物品中的每个物品计算安全存货并基于计算出的第一物品和第二物品的安全存货来确定要装载到递送车辆的第一物品和第二物品中的每个物品的数量,实施例可以为装载递送车辆提供指导。如果在递送车辆中没有足够的空间用于所确定的数量的第一物品和第二物品,则实施例基于安全存货来重新计算卡车装载数量,这意味着需要省略某些物品并推迟到相继的递送。

[0130] 如所公开的,实施例通过自动确定可靠的季节性曲线和促销影响并丢弃不可靠的参数来生成需求模型。因此,需求模型将被优化以基于现有历史数据来预测需求。

[0131] 本文具体说明和/或描述了若干实施例。但是,应该认识到的是,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由上述教导覆盖并且在所附权利要求的范围内。

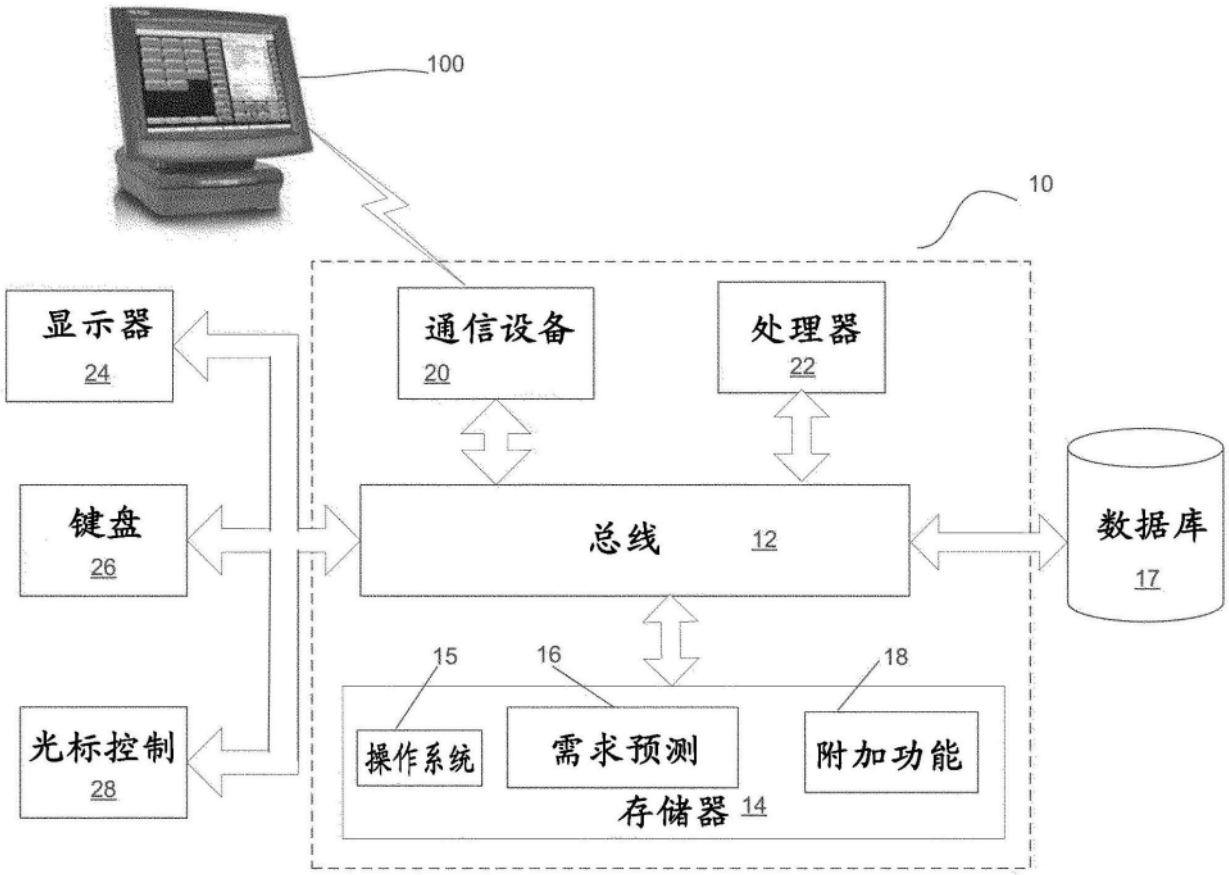

100
10
显示器
24
通信设备
20
处理器
22
键盘
26
总线
12
数据库
17
15
16
18
光标控制
28
操作系统
需求预测
附加功能
存储器 14

图1

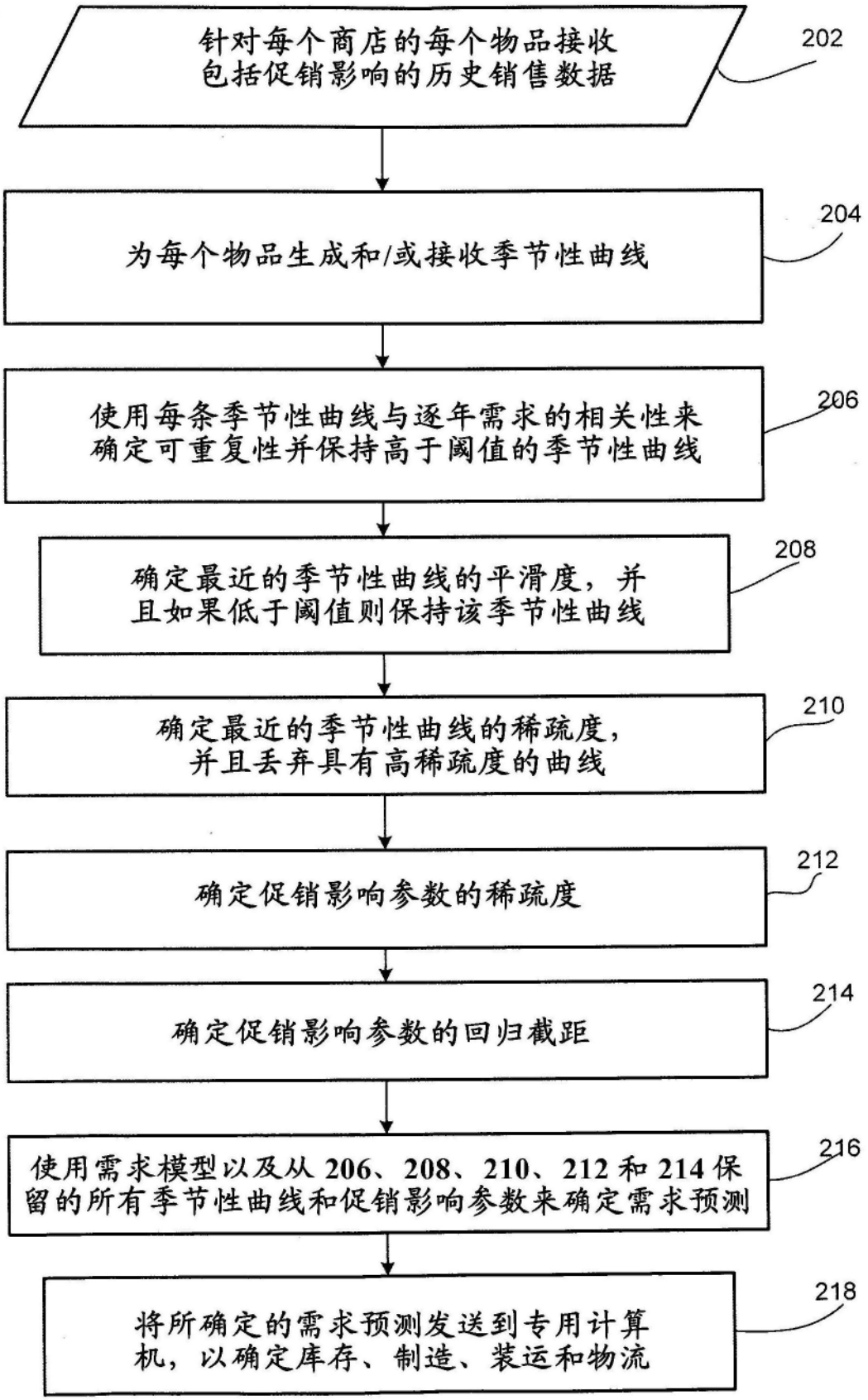
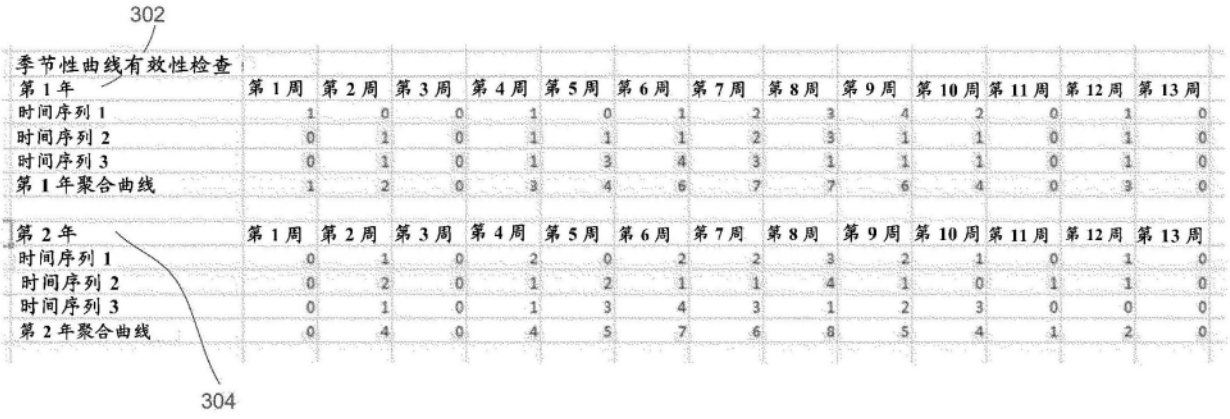

针对每个商店的每个物品接收包括促销影响的历史销售数据
202
为每个物品生成和/或接收季节性曲线
204
使用每条季节性曲线与逐年需求的相关性来确定可重复性并保持高于阈值的季节性曲线
206
确定最近的季节性曲线的平滑度，并且如果低于阈值则保持该季节性曲线
208
确定最近的季节性曲线的稀疏度，并且丢弃具有高稀疏度的曲线
210
确定促销影响参数的稀疏度
212
确定促销影响参数的回归截距
214
使用需求模型以及从206、208、210、212和214保留的所有季节性曲线和促销影响参数来确定需求预测
216
将所确定的需求预测发送到专用计算机，以确定库存、制造、装运和物流
218

图2



季节性曲线有效性检查：

第 1 年	第 1 周	第 2 周	第 3 周	第 4 周	第 5 周	第 6 周	第 7 周	第 8 周	第 9 周	第 10 周	第 11 周	第 12 周	第 13 周
时间序列 1	1	0	0	1	0	1	2	3	4	2	0	1	0
时间序列 2	0	1	0	1	1	1	2	3	1	1	0	1	0
时间序列 3	0	1	0	1	3	4	3	1	1	1	0	1	0
第 1 年聚合曲线	1	2	0	3	4	6	7	7	6	4	0	3	0

第 2 年	第 1 周	第 2 周	第 3 周	第 4 周	第 5 周	第 6 周	第 7 周	第 8 周	第 9 周	第 10 周	第 11 周	第 12 周	第 13 周
时间序列 1	0	1	0	2	0	2	2	3	2	1	0	1	0
时间序列 2	0	2	0	1	2	1	1	4	1	0	1	1	0
时间序列 3	0	1	0	1	3	4	3	1	2	3	0	0	0
第 2 年聚合曲线	0	4	0	4	5	7	6	8	5	4	1	2	0

图3

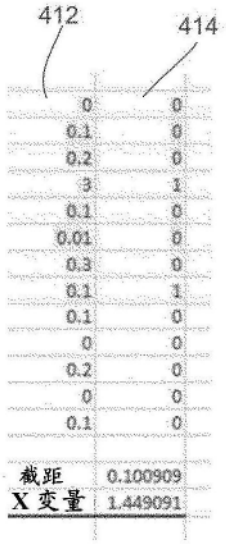


检查促销影响

	第 1 周	第 2 周	第 3 周	第 4 周	第 5 周	第 6 周	第 7 周	第 8 周	第 9 周	第 10 周	第 11 周	第 12 周	第 13 周
需求	1	0.1	0.2	3	0.1	0.01	0.3	0.1	0.1	0	0.2	0	0.1
促销	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0

（0 表示关（OFF），1 表示开（ON））

图4A



0	0
0.1	0
0.2	0
3	1
0.1	0
0.01	0
0.3	0
0.1	1
0.1	0
0	0
0.2	0
0	0
0.1	0
截距	0.100909
X 变量	1.449091

图4B

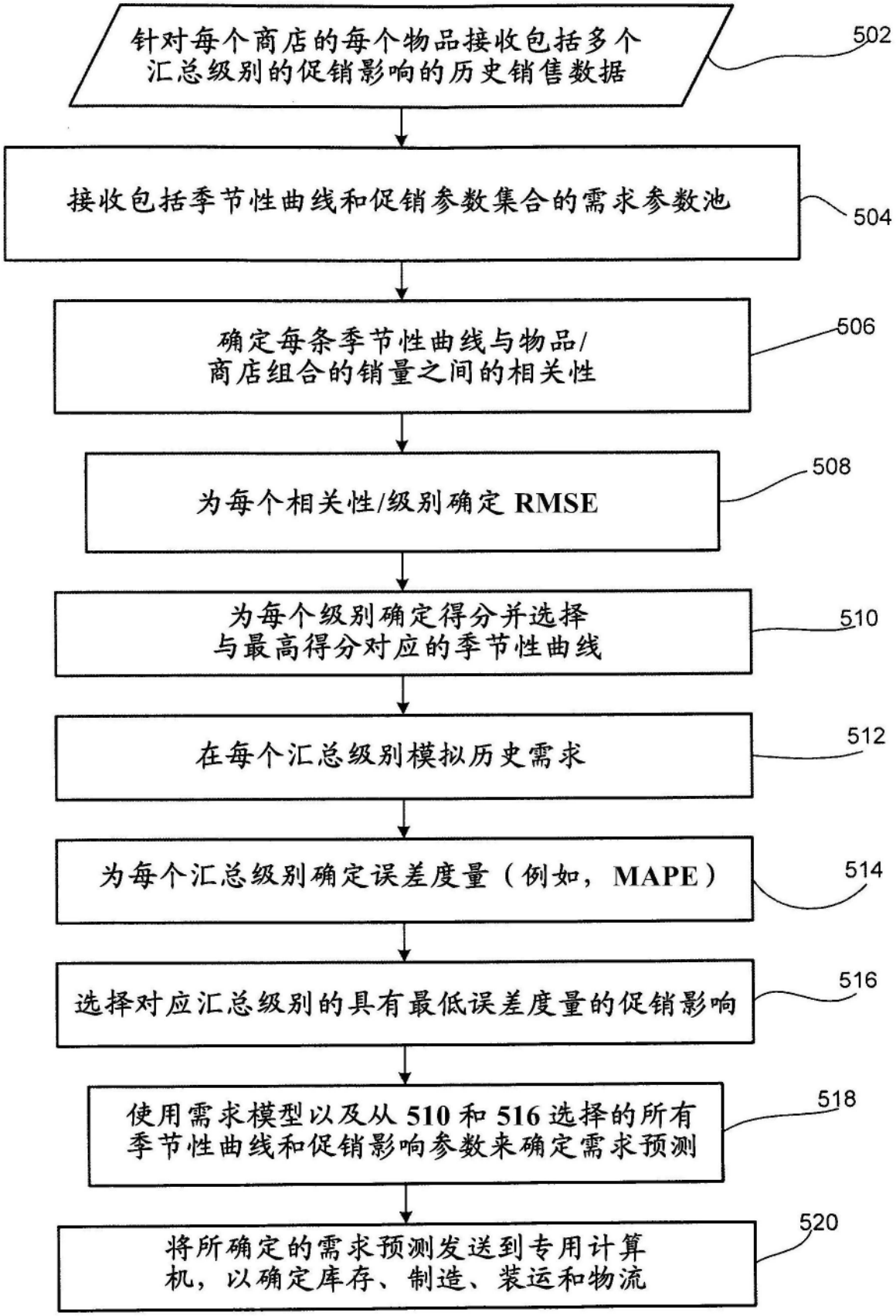

针对每个商店的每个物品接收包括多个汇总级别的促销影响的历史销售数据
502
接收包括季节性曲线和促销参数集合的需求参数池
504
确定每条季节性曲线与物品/商店组合的销量之间的相关性
506
为每个相关性/级别确定 RMSE
508
为每个级别确定得分并选择与最高得分对应的季节性曲线
510
在每个汇总级别模拟历史需求
512
为每个汇总级别确定误差度量（例如，MAPE）
514
选择对应汇总级别的具有最低误差度量的促销影响
516
使用需求模型以及从 510 和 516 选择的所有季节性曲线和促销影响参数来确定需求预测
518
将所确定的需求预测发送到专用计算机，以确定库存、制造、装运和物流
520

图5

	第1周	第2周	第3周	第4周	第5周	第6周	第7周	第8周	第9周	第10周	第11周	第12周	第13周
物品销量	0	1	0	1	3	4	3	1	1	1	0	1	0
季节性曲线1	1	2	0	3	4	6	7	7	6	4	0	3	0
季节性曲线2	0	3	0	3	5	7	6	8	5	4	0	2	0

图6

	第1周	第2周	第3周	第4周	第5周	第6周	第7周	第8周	第9周	第10周	第11周	第12周	第13周
物品的促销需求	12	10	11	13	20	11	13	12	22	13	11	10	12
物品的非促销需求	12	10	11	13	12	11	13	12	12.5	13	11	10	12
促销	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0

702

图7

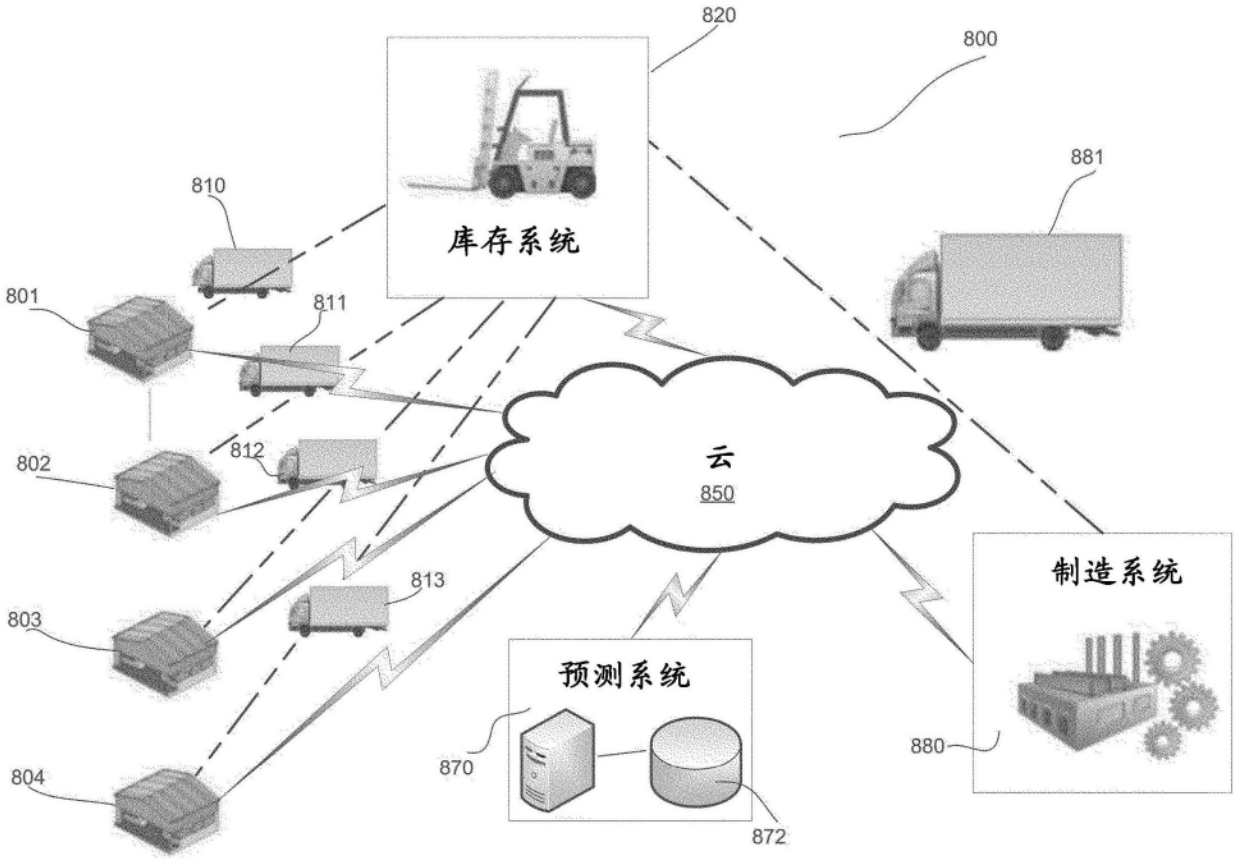


图8