

通过深度强化学习进行营销成本控制的方法及装置

技术领域

[01] 本说明书一个或多个实施例涉及机器学习领域，尤其涉及通过深度强化学习进行营销成本控制的方法及装置。

5 背景技术

[02] 在一项业务场景的业务流程中，不仅要考虑到业务的业务效果，还需要考虑执行该业务所耗费的成本。在推荐营销，特别是金融营销的场景中，为了促使用户使用金融产品，通常会在营销信息中向用户提供一定的激励，如优惠券等。例如，可以向用户推送申购某基金的手续费折扣券，以促使用户申购该基金。显然，激励的力度越大，如折扣
10 越高，则用户使用对应金融产品的可能性越大。但是，激励的力度过大，营销成本越高，甚至会导致超预算。

[03] 因此，需要一种合理的方案，可以在保证营销效果的同时，尽可能地压低成本。

发明内容

[04] 本说明书一个或多个实施例描述了一种利用深度强化学习进行营销成本控制的方法
15 和装置，可以在保证营销效果的同时，最大限度地压低营销成本。

[05] 根据第一方面，提供了一种 通过深度强化学习系统进行营销成本控制的方法，所述深度强化学习系统包括智能体和执行环境，所述智能体用于根据营销策略，针对所述执行环境的状态信息确定营销行为，所述方法包括：

[06] 确定所述营销行为的成本；

20 [07] 至少根据所述成本，确定强化学习的奖励分数，以使所述奖励分数与所述成本负相关；

[08] 将所述奖励分数返回给所述智能体，用于所述智能体优化其营销策略。

[09] 根据一个实施例，上述营销行为包括发放资源包，所述资源包包括红包、优惠券、账单免息券中的至少一种；所述确定所述营销行为的成本，包括：确定所述资源包对应的
25 的资源份额，并将所述资源份额作为所述成本。

- [10]根据一个实施例，所述确定强化学习的奖励分数，包括：获取针对所述成本构造的函数，至少基于所述函数确定奖励分数，所述函数被构造为，负相关于所述成本。
- [11]根据一个实施例，在所述确定强化学习的奖励分数之前，还包括：从所述执行环境中获取，用户响应于所述智能体确定的营销行为而产生的执行结果，以及营销行为所针对的目标效果。
- [12]在一个实施例中，通过分数评估函数确定所述奖励分数，所述分数评估函数以所述执行结果和所述成本为变量，并被设计为，正相关于所述执行结果与所述目标效果的匹配度，以及负相关于所述营销行为的成本。
- [13]在另一实施例中，获取基于所述执行结果构造的第一函数，所述第一函数被设计为，正相关于所述执行结果与所述目标效果的匹配度；获取基于所述成本构造的第二函数，所述第二函数被设计为正相关于所述成本；至少基于所述第一函数和所述第二函数确定奖励分数。
- [14]进一步地，在一个可能的实施例中，基于所述第一函数与所述第二函数的比值确定奖励分数；或者，基于所述第一函数与所述第二函数的差值确定奖励分数。
- [15]在另一个可能的实施例中，获取预先建立的第一函数的多个取值区间和第二函数的多个取值区间所形成的多个区间组合与奖励分数的映射关系；根据所述执行结果确定所述第一函数的函数值所落入的第一区间，以及根据所述成本确定所述第二函数的函数值所落入的第二区间，所述第一区间和第二区间形成特定区间组合；根据所述映射关系，确定与所述特定区间组合相对应的奖励分数。
- [16]根据第二方面，提供一种通过深度强化学习系统进行营销成本控制的装置，所述深度强化学习系统包括智能体和执行环境，所述智能体用于根据营销策略，针对所述执行环境的状态信息确定营销行为，所述装置包括：
- [17]第一确定单元，配置为确定所述营销行为的成本；
- [18]第二确定单元，配置为至少根据所述成本，确定强化学习的奖励分数，以使所述奖励分数与所述成本负相关；
- [19]返回单元，配置为将所述奖励分数返回给所述智能体，用于所述智能体优化其营销策略。
- [20]根据第三方面，提供了一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，当所述

计算机程序在计算机中执行时，令计算机执行第一方面的方法。

[21]根据第四方面，提供了一种计算设备，包括存储器和处理器，其特征在于，所述存储器中存储有可执行代码，所述处理器执行所述可执行代码时，实现第一方面的方法。

[22]通过本说明书实施例提供的方法和装置，利用深度强化学习系统来进行营销成本控制，对每一个用户学习能带来转化且成本最低的营销行为，这样在保证用户转化的同时，可以最大限度压低营销成本，从而有效地控制总体成本。

附图说明

[23]为了更清楚地说明本发明实施例的技术方案，下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以根据这些附图获得其它的附图。

[24]图 1 为本说明书披露的一个实施例的推荐营销的执行示意图；

[25]图 2A 示出典型的深度强化学习系统；

[26]图 2B 示出根据一个实施例的深度强化学习推荐营销系统；

[27]图 3 示出根据一个实施例通过深度强化学习系统进行营销成本控制的方法；

[28]图 4 示出根据一个实施例的装置的示意性框图。

具体实施方式

[29]下面结合附图，对本说明书提供的方案进行描述。

[30]根据本说明书的一个或多个实施例，采用深度强化学习的方式，来控制推荐营销的业务成本。图 1 为本说明书披露的一个实施例的推荐营销的执行示意图。在推荐营销的场景中，首先，系统根据一些推荐算法，选择一些当前用户适合的营销信息准备进行推荐。这些营销信息可以包括，广告，资源包（例如红包，折扣券，账单免息券等），营销通知消息等。然后，这些推荐营销信息被发送到营销投放平台进行投放。如图 1 所示，当用户打开客户端 App(例如支付宝)时，可以向该用户推送领取资源包的营销信息 110，用户可以通过点击该消息 110 领取资源包，接着跳转至页面 120，其中包括资源包的使用方法，用户通过点击页面 120 中的“立即体验”，可以进入新的页面 130，并通过 130

完成营销内容的目标操作，例如，注册、转发、授权目标应用、使用营销信息中的资源包进行消费等，这时，可以认为该用户得到了转化，且通常情况下，用户转化是推荐营销的最终目标。

[31]可以理解，对于营销业务的执行，在考虑营销效果（如用户转化率）的同时，通常需要将营销成本控制在预算范围内。传统的控制营销成本的方法有约束求解的方法，即，将总体预算作为一种约束条件，建立约束方程组进行求解。采用此方法，当预算有变化时需要重新求解，且随着预算的消耗，局部最优和全局最优如何协调是个难以解决的问题。此外，还有独立的成本控制方法，如广告中的预算平滑（budget smoothing），其基本思想是不要让预算消耗过快，因为靠后来的用户可能也有转化意愿，所以需要流量进行预测，对当前的消耗做实时更新，然后根据流量预估、预算余额以及用户转化的可能性综合考虑是否投放，这种方法的工作量大。

[32]进一步地，在将营销成本控制在预算范围内的同时，通常还会希望最大限度地压低营销成本。例如，在营销过程中，通过向某些用户发放 5 元红包，实现了对这些用户的转化，然而对其中部分用户，仅需发放 2 元红包，或者不需要发放现金红包，即可实现用户转化，对这部分用户发放 5 元红包无疑造成了成本的浪费。

[33]基于以上考虑，本说明书实施例提出一种方案，利用深度强化学习系统来进行营销成本控制，此方案的基本思想是，对每一个用户学习能带来转化且成本最低的营销行为，这样在保证用户转化的同时，可以最大限度压低营销成本，从而有效地控制总体成本。

[34]图 2A 示出典型的深度强化学习系统。一般地，深度强化学习系统包括智能体和执行环境，智能体通过与执行环境的交互和反馈，不断进行学习，优化其策略。具体而言，智能体观察并获得执行环境的状态（state），根据一定策略，针对当前执行环境的状态确定要采取的行为或动作（action）。这样的行为作用于执行环境，会改变执行环境的状态，同时产生一个反馈给智能体，该反馈又称为奖励分数（reward）。智能体根据获得的奖励分数来判断，之前的行为是否正确，策略是否需要调整，进而更新其策略。通过反复不断地观察状态、确定行为、收到反馈，使得智能体可以不断更新策略，最终目标是能够学习到一个策略，使得获得的奖励分数累积最大化。这就是典型的强化学习过程。在学习和调整策略过程中，如果智能体采取的是包括神经网络在内的一些深度学习的算法，那么这样的系统则称为深度强化学习系统。

[35]图 2B 示出根据一个实施例的深度强化学习推荐营销系统，也就是将深度强化学习应用到推荐营销系统中。在推荐营销的场景下，执行环境即为推荐营销环境，可观测的

环境状态包括，有待推荐的营销信息，当前用户信息等。智能体基于一些营销策略，针对营销环境的当前状态确定适合的营销行为。该营销行为进而改变营销环境的状态，并产生一个奖励分数反馈到智能体。智能体进而可以根据奖励分数调整、更新其营销策略。根据本说明书一个或多个实施例，对奖励分数的生成过程进行优化，至少基于营销行为的成本，确定奖励分数，从而实现对营销行为的成本（可以简称营销成本）的控制。进一步地，还可以结合用户响应于营销行为而产生的执行结果，如点击、领取、转化等，来确定综合奖励分数，如此可以在考虑营销效果的同时，直接考虑营销成本，而不需要分别针对营销效果和营销成本设计不同的方法，或者单独建立模型。此外，本说明书实施例是根据千人千面的思想，针对不同用户分别选择既能带来转化且成本又比较低的营销行为，所以，可以在保证用户转化的同时，最大限度压低营销成本，另一方面，当大盘预算的消耗和流量变化时，推荐所受的影响不大，稳定性更好。下面描述以上构思的实现方式。

[36]图 3 示出根据一个实施例通过深度强化学习系统进行营销成本控制的方法。可以理解，上述深度强化学习系统可以是如图 2B 所示的深度强化学习推荐营销系统，其包括智能体和执行环境，所述智能体用于根据营销策略，针对执行环境的状态确定营销行为，并根据针对该营销行为反馈得到的奖励分数更新营销策略。上述方法可以由任何具有数据计算、处理能力的装置、设备、平台、设备集群等来执行。如图 3 所示，该方法至少包括：步骤 31，确定营销行为的成本；步骤 33，至少根据营销行为的成本，确定强化学习的奖励分数，以使奖励分数与成本负相关；步骤 35，将奖励分数返回给智能体，用于智能体优化其营销策略。下面描述以上各个步骤的具体执行方式。

[37]如前所述，在利用深度强化学习的推荐营销系统中，智能体不断观察和获取推荐营销环境的当前状态，并根据营销策略确定当前状态下应该采取的营销行为。在一种实施方式下，智能体获取的营销环境的状态信息可以包括，可选的营销信息和当前用户的用户信息。更具体地，可选的营销信息可以包括可选的营销内容，例如备选的广告、利益包（例如红包，购物券，折扣券等）、营销通知消息等。可选的营销信息还可以包括，可选的营销渠道，例如消息推送、广告 banner、角标提醒等等。另一方面，营销环境的状态信息还包括当前用户的用户信息，用户信息可以包括用户属性特征，例如注册时长、年龄、性别、收入等等。在一个实施例中，用户信息还包括用户历史行为信息，例如历史操作序列、最近浏览页面列表、最近接受的营销信息列表等等。在一个实施例中，用户信息可以包括用户画像信息。可以理解，在一些实施方式中，已经根据一些算法，基于用户的基本属性信息和/或历史行为信息，为用户赋予了对应的用户画像。用户画像信

息例如可以包括,基于属性信息将用户划分到一定人群的人群标签,对用户进行聚类的类簇标签,基于用户历史行为构建的用户行为习惯标签,等等。上述各种用户信息可以构成当前用户的用户特征。

[38]在一个具体例子中,以营销信息对应的营销特征和当前用户对应的用户特征为基础,构建营销环境的当前状态的状态向量,输入到智能体。智能体基于一些营销策略,针对营销环境的当前状态,确定要采取的营销行为。

[39]可以理解,对于强化学习系统来说,智能体中的策略用于将环境的状态映射为接下来的行为。在图 2B 所示的深度强化学习推荐营销系统中,智能体是进行决策的实体,根据营销策略,将当前营销环境状态映射为接下来采取的营销行为。其中的营销策略通过复杂的深度学习算法来实现,例如 Q-learning, DQN 等,这些算法中通常包括一些深度神经网络的结构。如上所述,营销环境的当前状态反映了当前用户的用户特征和可选的营销信息的特征,一旦获取到这样的当前状态信息,智能体就通过深度学习算法确定应该针对当前用户采取怎样的营销行为,例如,用什么样的渠道向其传送什么样的营销内容。

[40]这样的营销行为可以作用于执行环境。因此,在步骤 31,可以确定作用于执行环境的营销行为的成本。

[41]在一个实施例,营销行为包括投放营销信息。在一个具体的实施例中,营销信息可以根据其投放渠道的不同,被划分为通知消息,页面广告等,其中通知消息可以包括在任意时段均可以主动推送至用户终端的营销通知消息,用户可以通过点击此通知消息进入对应的 APP 页面或网站页面,而页面广告可以包括在用户使用 APP 或浏览网站的有限时间内,通过界面中心区域展示的营销广告。一般来说,营销信息因其投放渠道的不同而具有不同的成本,例如,投放页面广告的成本高于推送通知消息的成本。由此,可以基于营销信息的投放渠道,确定投放成本,并将投放成本作为对应的营销成本。

[42]在一个实施例,营销行为可以包括发放资源包。在一个具体的实施例中,可以单独发放该资源包,相应地,确定营销行为的成本可以包括:确定资源包对应的资源份额,并将该资源份额作为营销行为的成本。在一个例子中,资源包为现金红包,由此可以将现金红包的具体金额,例如 2 元或 5 元,确定为营销成本。在另一个例子中,资源包为优惠券,由此可以将优惠券对应的优惠金额,确定为营销成本。例如,可以结合具体的账单信息,确定优惠券的优惠金额,如原价为 1000 元的服饰在使用 8.8 折的折扣券以后,优惠了 120 元,则 120 元为对应的营销成本。在又一个例子中,资源包为账单免息券,

用于当用户使用分期付款的方式支付账单时,免除其还款手续费,由此可以将账单免息券对应的免除金额,确定为营销成本。

[43]在另一个具体的实施例中,还可以将资源包嵌入营销信息,一并推送给用户,以使用户可以在浏览营销信息时点击其中的资源包链接来领取对应的资源包。此时,可以确定营销信息的投放成本,以及其中资源包对应的资源成本,并将二者的和值作为营销行为的成本,或者,还可以仅将投放成本或者资源成本作为营销成本。

[44]对于以上确定的营销行为的成本,在步骤 33,可以至少根据营销行为的成本,确定强化学习的奖励分数,以使奖励分数与成本负相关。

[45]在一个实施例中,至少以营销行为的成本为变量,构造函数,用于确定奖励分数。
10 该函数被设计为,负相关于营销成本,也就是说,营销成本越高,函数的输出值越小,即奖励分数越低。

[46]即:

$$R_t = F(\text{cost}) \quad (1)$$

[47]其中 cost 为营销行为的成本,并且,函数 F 被设计为, cost 越低, R_t 分数越高。

15 [48]进一步地,函数 F 中还可以包括其他变量 X,即:

$$R_t = F(\text{cost}, X) \quad (2)$$

[49]其中 X 可以为与营销效果相关的变量,相应地,函数 F 可以被设计为,与营销效果正相关,与成本 cost 负相关,即,营销效果越好, cost 越低, F 输出值越大。

[50]在一个实施例中,营销效果通过用户的执行结果与预定效果目标之间的匹配度来衡量。因此,在确定强化学习的奖励分数之前还需要从执行环境中获取,用户响应于智能体确定的营销行为而产生的执行结果,以及营销行为所针对的目标效果,其中执行结果与目标效果的匹配度越高,对应的营销效果越好。在一个例子中,目标效果可以为实现用户转化,执行结果可以为用户转化或用户未转化,则相较于“用户未转化”,“用户转化”的执行结果与目标效果的匹配度更高,对应的营销效果更好。

25 [51]在一个例子中, X 可以为与目标效果对应的执行结果,相应地,函数 F 还可以被设计为,正相关于执行结果与目标效果的匹配度,且所述匹配度越高, R_t 分数越高。

[52]在另一个实施例中,可以基于上述执行结果构造第一函数 f_1 ,且第一函数被设计为,正相关于执行结果与目标效果的匹配度。另外,基于营销行为的成本构造第二函数 f_2 ,

且第二函数被设计为正相关于所述成本。再基于第一函数和第二函数确定奖励分数。

[53]在一个具体的实施例中,可以基于第一函数 f_1 与第二函数 f_2 的比值确定奖励分数:

$$R_t = f_1(X)/f_2(\text{cost}) \quad (3)$$

[54]其中 $f_1(X)$ 为第一函数, $f_2(\text{cost})$ 为第二函数。当 $f_1(X)$ 的输出值不变时, cost 越小, $f_2(\text{cost})$ 越小, 则相应的奖励分数越高, 反之 cost 越大, 相应的奖励分数越低。因此, 通过式 (3) 确定奖励分数, 可以在控制营销效果的同时, 实现对成本的控制。

[55]在一个例子中, 可以为 $f_1(X)$ 和 $f_2(\text{cost})$ 中的任一函数赋予权重, 以加强或削弱该项的重要程度, 例如, 可以为 $f_2(\text{cost})$ 赋予权重, 即:

$$R_t = f_1(X)/\alpha f_2(\text{cost}) \quad (4)$$

[56]其中 α 为权重值, 当 α 大于 1 时, 将增加成本在确定奖励分数时所占的比重。

[57]在另一个具体的实施例中, 可以基于第一函数 f_1 与第二函数 f_2 的差值确定奖励分数:

$$R_t = f_1(X) - f_2(\text{cost}) \quad (5)$$

[58]在一个例子中, 可以为 $f_1(X)$ 和 $f_2(\text{cost})$ 中的任一函数赋予权重, 以加强或削弱该项的重要程度, 例如, 可以为 $f_1(X)$ 赋予权重, 即:

$$R_t = \beta f_1(X) - f_2(\text{cost}) \quad (6)$$

[59]其中 β 为权重值, 当 β 小于 1 时, 将减少营销效果在确定奖励分数时所占的比重。

[60]在又一个具体的实施例中, 预先建立第一函数的多个取值区间和第二函数的多个取值区间所形成的区间组合与奖励分数的映射关系。然后, 根据用户的执行结果确定第一函数的函数值所落入的第一区间, 以及根据成本 cost 确定第二函数的函数值所落入的第二区间, 第一区间与第二区间形成特定区间组合, 进而根据上述映射关系, 确定对应的奖励分数。

[61]在一个具体的例子中, 预先建立的映射关系可以如下式:

$$R_t = \begin{cases} A & \text{if } f(x) \in (a, b] \text{ and } f(\text{cost}) \in (h, i] \\ B & \text{if } f(x) \in (b, c] \text{ and } f(\text{cost}) \in (i, j] \\ C & \text{if } f(x) \in (c, d] \text{ and } f(\text{cost}) \in (j, k] \\ \dots & \text{if } \dots \end{cases} \quad (7)$$

[62]其中 a、b、c、d、h、i、j、k、A、B、C 为常数，对应的具体数值可以根据经验进行设置调整。

[63]需要理解，式(3)-(7)仅仅是针对第一函数和第二函数确定奖励分数的几个示例，
5 基于第一函数和第二函数构造的奖励分数函数 R_t ，只需要满足正相关于执行结果与目标效果的匹配度，以及负相关于营销行为的成本即可。

[64]以上，至少根据营销行为的成本，确定了强化学习的奖励分数。于是，接下来在步骤 35，将该奖励分数返回给智能体，用于所述智能体优化其营销策略。

[65]如前所述，智能体不断从环境获得奖励分数的反馈，以此确定之前的营销策略和营销行为是否恰当，据此优化营销策略。需要说明的是，此处的优化营销策略不仅包括在
10 确定发出的营销行为不恰当时修改或调整之前的营销策略，还包括在确定营销行为效果良好时增强或者维持原有的营销策略。在本说明书的一个或多个实施例中，由于奖励分数的确定考虑到了用户成本，因此，可以实现对营销行为的成本的控制。在一种实施方式中，奖励分数的确定还可以考虑用户响应于营销行为而产生的执行结果，如此可以同时实现对营销效果和营销成本的控制，而不需要分别针对营销效果和营销成本设计不同的方法，或者单独建立模型。此外，本说明书实施例是根据千人千面的思想，针对不同
15 用户分别选择既能带来转化且成本又比较低的营销行为，所以，可以在保证用户转化的同时，最大限度压低营销成本，另一方面，当大盘预算的消耗和流量变化时，推荐所受的影响不大，稳定性更好。

[66]另一方面，本说明书实施例还提供一种装置，该装置应用于通过深度强化学习进行
20 营销成本控制的系统，其中深度强化学习系统如图 2B 所示包括智能体和执行环境，所述智能体用于根据营销策略，针对所述执行环境的状态信息确定营销行为。上述装置可以由任何具有计算、处理能力的软件、硬件或其组合来实现。在一个实施例中，上述装置可以集成到深度强化学习系统的执行环境中；在另一实施例中，上述装置可以集成到深度强化学习系统中用于实现智能体的实体装置中；在又一实施例中，上述装置作为独立
25 装置，从执行环境中提取数据进行处理，得到奖励分数，返回到智能体。

[67]图 4 示出根据一个实施例的装置的示意性框图。如图 4 所示，该装置 400 包括：第一确定单元 410，配置为确定所述营销行为的成本；第二确定单元 430，配置为至少根据所述成本，确定强化学习的奖励分数，以使所述奖励分数与所述成本负相关；返回单元 450，配置为将所述奖励分数返回给所述智能体，用于所述智能体优化其营销策略。

- [68]在一个实施例中,所述营销行为包括发放资源包,所述资源包包括红包、优惠券、账单免息券中的至少一种;所述第一确定单元 410 配置为:确定所述资源包对应的资源份额,并将所述资源份额作为所述成本。
- [69]在一个实施例中,所述第二确定单元 430 配置为:获取针对所述成本构造的函数,至少基于所述函数确定奖励分数,所述函数被构造为,负相关于所述成本。
- [70]在一个实施例中,所述第一确定单元 410 还配置为,从所述执行环境中获取,用户响应于所述智能体确定的营销行为而产生的执行结果,以及营销行为所针对的目标效果。
- [71]进一步地,在一个具体的实施例中,其中所述第二确定单元 430 配置为:通过分数评估函数确定所述奖励分数,所述分数评估函数以所述执行结果和所述成本为变量,并被设计为,正相关于所述执行结果与所述目标效果的匹配度,以及负相关于所述营销行为的成本。
- [72]在另一个具体的实施例中,其中所述第二确定单元 430 包括: 第一获取模块 431,配置为获取基于所述执行结果构造的第一函数,所述第一函数被设计为,正相关于所述执行结果与所述目标效果的匹配度;第二获取模块 432,配置为获取基于所述成本构造的第二函数,所述第二函数被设计为正相关于所述成本;确定模块 433,配置为至少基于所述第一函数和所述第二函数确定奖励分数。
- [73]更进一步地,在一个例子中,其中所述确定模块 433 配置为:基于所述第一函数与所述第二函数的比值确定奖励分数;或者,基于所述第一函数与所述第二函数的差值确定奖励分数。
- [74]在另一个例子中,其中所述确定模块 433 配置为:获取预先建立的第一函数的多个取值区间和第二函数的多个取值区间所形成的多个区间组合与奖励分数的映射关系;根据所述执行结果确定所述第一函数的函数值所落入的第一区间,以及根据所述成本确定所述第二函数的函数值所落入的第二区间,所述第一区间和第二区间形成特定区间组合;根据所述映射关系,确定与所述特定区间组合相对应的奖励分数。
- [75]由于第二确定单元 430 至少基于营销成本来确定奖励分数,因此,智能体在优化营销策略时,会对每一个用户学习能带来转化且成本最低的营销行为,这样在保证用户转化的同时,可以最大限度压低营销成本,从而有效地控制总体成本。
- [76]根据又一方面的实施例,还提供一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,当所述计算机程序在计算机中执行时,令计算机执行图 3 所述的方法。

[77]根据再一方面的实施例，还提供一种计算设备，包括存储器和处理器，所述存储器中存储有可执行代码，所述处理器执行所述可执行代码时，实现结合图 3 所述的方法。

[78]本领域技术人员应该可以意识到，在上述一个或多个示例中，本发明所描述的功能可以用硬件、软件、固件或它们的任意组合来实现。当使用软件实现时，可以将这些功能存储在计算机可读介质中或者作为计算机可读介质上的一个或多个指令或代码进行传输。

[79]以上所述的具体实施方式，对本发明的目的、技术方案和有益效果进行了进一步详细说明，所应理解的是，以上所述仅为本发明的具体实施方式而已，并不用于限定本发明的保护范围，凡在本发明的技术方案的基础之上，所做的任何修改、等同替换、改进等，均应包括在本发明的保护范围之内。