



(21) 申请号 202411406343.8

G06F 18/214 (2023.01)

(22) 申请日 2024.10.10

(71) 申请人 易点无忧(北京)网络科技有限责任公司

地址 100194 北京市海淀区苏家坨镇柳林  
路东7号2185

(72) 发明人 张建铜 孟祥彬 王国成 王辉

(74) 专利代理机构 北京市恒有知识产权代理事  
务所(普通合伙) 11576

专利代理师 赵薇 刘伟冲

(51) Int. Cl.

G06F 18/2433 (2023.01)

G06N 20/00 (2019.01)

G06Q 30/0645 (2023.01)

G06F 18/10 (2023.01)

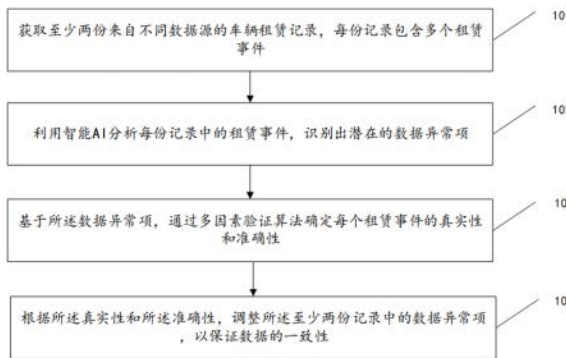
权利要求书3页 说明书14页 附图1页

(54) 发明名称

一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正方法及系统

(57) 摘要

本申请提供一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正方法及系统。其中,获取至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录,每份记录包含多个租赁事件;利用智能AI分析每份记录中的租赁事件,识别出潜在的数据异常项;基于所述数据异常项,通过多因素验证算法确定每个租赁事件的真实性和准确性;根据所述真实性和所述准确性,调整所述至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项,以保证数据的一致性。本申请提供的技术方案能够提高修正异常数据的效率,提高了车辆租赁记录数据的准确性和一致性。



1. 一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正方法,其特征在于,包括:  
 获取至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录,每份记录包含多个租赁事件;  
 利用智能AI分析每份记录中的租赁事件,识别出潜在的数据异常项;  
 基于所述数据异常项,通过多因素验证算法确定每个租赁事件的真实性和准确性;  
 根据所述真实性和所述准确性,调整所述至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项,以保证数据的一致性;

所述基于所述数据异常项,通过多因素验证算法确定每个租赁事件的真实性和准确性,包括:

基于所述数据异常项,并结合获取的所述租赁事件中的地理定位信息因素、时间戳因素、车辆状态因素,通过多因素验证算法计算每个租赁事件的真实性得分;

根据所述真实性得分,评估所述租赁事件的准确性,并生成修正建议。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述利用智能AI分析每份记录中的租赁事件,包括:

采用预先配置的AI模型对每份记录中的租赁事件进行分析,所述AI模型使用多种数据验证策略训练而成;

根据所述AI模型分析结果,标记出存在异常的租赁事件,并计算每个租赁事件的异常概率分数。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述真实性得分通过以下公式确定:

$$S_{\text{auth}} = \alpha \cdot \left( \frac{\sum_{i=1}^N w_i \cdot d_i}{N} \right) + \beta \cdot (1 - P_a) + \gamma \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \lambda_k \cdot e_k}{K} \right);$$

其中, $S_{\text{auth}}$ 表示真实性得分; $w_i$ 表示第*i*个因素的权重系数; $d_i$ 表示所述租赁事件中的第*i*个因素与历史数据的一致程度; $N$ 表示所述租赁事件中的因素数量; $P_a$ 表示异常概率分数; $\alpha$ 和 $\beta$ 是调节真实性和异常概率分数影响程度的系数; $\lambda_k$ 表示第*k*个外部影响因素的权重系数; $e_k$ 表示第*k*个外部影响因素对租赁事件的影响程度; $K$ 表示外部影响因素数量; $\gamma$ 是调节外部影响因素影响程度的系数。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据所述真实性和所述准确性,调整所述至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项,包括:

定义一个修正函数;

基于所述修正函数以及每个租赁事件的真实性得分和异常概率分数,调整所述至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项;

其中,所述修正函数 $F_{\text{corr}}$ 为:

$$F_{\text{corr}} = \frac{V_{\text{obs}} - V_{\text{ref}}}{S_{\text{auth}} + \epsilon} \cdot \left( 1 + \delta \cdot \ln \left( \frac{1}{P_a} \right) \right) + \eta \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \mu_k \cdot f_k}{K} \right);$$

其中, $F_{\text{corr}}$ 表示修正值; $V_{\text{obs}}$ 表示观察到的租赁事件值; $V_{\text{ref}}$ 表示参照值,即历史数

据中的正常租赁事件的平均值; $S_{\text{auth}}$ 表示真实性得分; $P_a$ 表示异常概率分数; $\epsilon$ 是一个小的正数,用于防止除零错误; $\delta$ 是调节异常概率分数影响程度的系数; $\mu_k$ 表示第 $k$ 个外部影响因素对修正值的调节系数; $f_k$ 表示第 $k$ 个外部影响因素对租赁事件的影响程度; $\eta$ 是调节外部影响因素对修正值影响程度的系数; $K$ 表示外部影响因素数量;

其中,所述异常概率分数通过以下公式确定:

$$P_a = \frac{\sum_{j=1}^M (p_j \cdot v_j)}{\sum_{j=1}^M v_j};$$

其中, $p_j$ 表示第 $j$ 个数据验证策略计算出的异常概率; $v_j$ 表示第 $j$ 个数据验证策略的可靠性权重; $M$ 表示使用的数据验证策略数量。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,还包括:

确定所述车辆状态因素对应的车辆状态一致性;

基于所述车辆状态一致性,调整所述真实性得分或者调整所述修正函数;

其中,所述车辆状态一致性通过以下公式确定:

$$C_{\text{state}} = 1 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{S_i - S_{\text{exp}}^i}{S_{\text{max}} - S_{\text{min}}} \right| + \zeta \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \theta_k \cdot g_k}{K} \right);$$

其中, $C_{\text{state}}$ 表示车辆状态一致性; $S_i$ 表示第 $i$ 个租赁事件的实际状态; $S_{\text{exp}}^i$ 表示第 $i$ 个租赁事件根据历史数据分析得出的预期状态; $S_{\text{max}}$ 和 $S_{\text{min}}$ 分别表示状态的最大值和最小值; $N$ 表示租赁事件的数量; $\zeta$ 是调节外部影响因素影响程度的系数; $\theta_k$ 表示第 $k$ 个外部影响因素的权重系数; $g_k$ 表示第 $k$ 个外部影响因素对车辆状态一致性的影响程度; $K$ 表示外部影响因素数量。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述基于所述车辆状态一致性,调整所述真实性得分或者调整所述修正函数,包括:

通过以下公式确定调整后的真实性得分:

$$S'_{\text{auth}} = \alpha \cdot \left( \frac{\sum_{i=1}^N w_i \cdot d_i}{N} \right) + \beta \cdot (1 - P_a) + \gamma \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \lambda_k \cdot e_k}{K} \right) + \iota \cdot (1 - C_{\text{state}});$$

其中, $S'_{\text{auth}}$ 表示调整后的真实性得分, $\iota$ 表示调节车辆状态一致性影响程度的系数, $C_{\text{state}}$ 表示车辆状态一致性;

通过以下公式确定调整后的修正函数:

$$F'_{\text{corr}} = \frac{V_{\text{obs}} - V_{\text{ref}}}{S_{\text{auth}} + \epsilon} \cdot \left( 1 + \delta \cdot \ln \left( \frac{1}{P_a} \right) \right) + \eta \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \mu_k \cdot f_k}{K} \right) + \kappa \cdot (1 - C_{\text{state}});$$

其中,  $F'_{\text{corr}}$  表示调整后的修正函数,  $k$  表示调节车辆状态一致性影响程度的系数,  $C_{\text{state}}$  表示车辆状态一致性。

7. 一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正系统, 其特征在于, 包括:

获取模块, 用于获取至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录, 每份记录包含多个租赁事件;

识别模块, 用于利用智能AI分析每份记录中的租赁事件, 识别出潜在的数据异常项;

确定模块, 用于基于所述数据异常项, 通过多因素验证算法确定每个租赁事件的真实性和准确性;

调整模块, 用于根据所述真实性和所述准确性, 调整所述至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项, 以保证数据的一致性;

所述确定模块具体用于基于所述数据异常项, 并结合获取的所述租赁事件中的地理定位信息因素、时间戳因素、车辆状态因素, 通过多因素验证算法计算每个租赁事件的真实性得分; 根据所述真实性得分, 评估所述租赁事件的准确性, 并生成修正建议。

8. 一种计算设备, 其特征在于, 包括处理组件以及存储组件; 所述存储组件存储一个或多个计算机指令; 所述一个或多个计算机指令用以被所述处理组件调用执行, 实现如权利要求1~6任一项所述的一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正方法。

9. 一种计算机存储介质, 其特征在于, 存储有计算机程序, 所述计算机程序被计算机执行时, 实现如权利要求1~6任一项所述的一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正方法。

## 一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正方法及系统

### 技术领域

[0001] 本申请实施例涉及数据处理技术领域,尤其涉及一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正方法及系统。

### 背景技术

[0002] 随着共享经济的快速发展,车辆租赁业务日益普及。为了更好地管理庞大的租赁数据,企业需要从多个数据源(如不同的车辆租赁平台、GPS追踪系统等)获取详细的租赁记录。这些记录包含了每个租赁事件的具体信息,例如租车时间、归还时间、行驶里程等。为了确保这些数据的完整性和一致性,需要一种能够自动识别并修正数据异常的技术方案。

[0003] 目前,大多数车辆租赁公司依赖人工审核来检查租赁记录中的错误或异常情况。此外,一些公司已经开始尝试使用基础的数据清洗工具来自动化部分流程。然而,这些方法主要集中在单一数据源上的异常检测,缺乏对跨数据源数据一致性的有效处理机制。同时,现有的自动化工具往往只能识别预定义类型的错误,对于复杂的数据异常,尤其是那些由系统性错误导致的问题,其识别能力有限。人工审核的方式耗时费力,容易受到主观判断的影响,无法及时发现并修正数据中的异常情况。而现有的自动化工具虽然提高了效率,但在面对跨数据源的数据整合时显得力不从心,难以满足数据一致性的要求。此外,由于缺乏高级的智能分析功能,这些工具在处理未预见的数据异常时表现不佳,导致数据质量问题得不到根本解决。

[0004] 综上所述,现有的数据管理和异常检测方案在面对复杂的、多源的数据环境时存在明显的不足,亟需一种更为高效且智能化的解决方案。

### 发明内容

[0005] 本申请实施例提供一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正方法及系统,用以解决现有技术中修正数据异常效率差的问题。

[0006] 第一方面,本申请实施例提供一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正方法,包括:  
获取至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录,每份记录包含多个租赁事件;  
利用智能AI分析每份记录中的租赁事件,识别出潜在的数据异常项;  
基于所述数据异常项,通过多因素验证算法确定每个租赁事件的真实性和准确性;

根据所述真实性和所述准确性,调整所述至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项,以保证数据的一致性。

[0007] 可选地,所述利用智能AI分析每份记录中的租赁事件,包括:

采用预先配置的AI模型对每份记录中的租赁事件进行分析,所述AI模型使用多种数据验证策略训练而成;

根据所述AI模型分析结果,标记出存在异常的租赁事件,并计算每个租赁事件的异常概率分数。

[0008] 可选地,所述基于所述数据异常项,通过多因素验证算法确定每个租赁事件的真实性和准确性,包括:

基于所述数据异常项,并结合获取的所述租赁事件中的地理定位信息因素、时间戳因素、车辆状态因素,通过多因素验证算法计算每个租赁事件的真实性得分;

根据所述真实性得分,评估所述租赁事件的准确性,并生成修正建议。

[0009] 可选地,所述真实性得分通过以下公式确定:

$$S_{\text{auth}} = \alpha \cdot \left( \frac{\sum_{i=1}^N w_i \cdot d_i}{N} \right) + \beta \cdot (1 - P_a) + \gamma \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \lambda_k \cdot e_k}{K} \right)$$

[0010] 其中, $S_{\text{auth}}$ 表示真实性得分; $w_i$ 表示第*i*个因素的权重系数; $d_i$ 表示所述租赁事件中的第*i*个因素与历史数据的一致程度; $N$ 表示所述租赁事件中的因素数量; $P_a$ 表示异常概率分数; $\alpha$ 和 $\beta$ 是调节真实性和异常概率分数影响程度的系数; $\lambda_k$ 表示第*k*个外部影响因素的权重系数; $e_k$ 表示第*k*个外部影响因素对租赁事件的影响程度; $K$ 表示外部影响因素数量; $\gamma$ 是调节外部影响因素影响程度的系数。

[0011] 可选地,所述根据所述真实性和所述准确性,调整所述至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项,包括:

定义一个修正函数;

基于所述修正函数以及每个租赁事件的真实性得分和异常概率分数,调整所述至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项;

其中,所述修正函数 $F_{\text{corr}}$ 为:

$$F_{\text{corr}} = \frac{V_{\text{obs}} - V_{\text{ref}}}{S_{\text{auth}} + \epsilon} \cdot \left( 1 + \delta \cdot \ln \left( \frac{1}{P_a} \right) \right) + \eta \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \mu_k \cdot f_k}{K} \right)$$

[0012] 其中, $F_{\text{corr}}$ 表示修正值; $V_{\text{obs}}$ 表示观察到的租赁事件值; $V_{\text{ref}}$ 表示参照值,即历史数据中的正常租赁事件的平均值; $S_{\text{auth}}$ 表示真实性得分; $P_a$ 表示异常概率分数; $\epsilon$ 是一个小的正数,用于防止除零错误; $\delta$ 是调节异常概率分数影响程度的系数; $\mu_k$ 表示第*k*个外部影响因素对修正值的调节系数; $f_k$ 表示第*k*个外部影响因素对租赁事件的影响程度; $\eta$ 是调节外部影响因素对修正值影响程度的系数;

其中,所述异常概率分数通过以下公式确定:

$$P_a = \frac{\sum_{j=1}^M (p_j \cdot v_j)}{\sum_{j=1}^M v_j}$$

[0013] 其中, $p_j$ 表示第*j*个数据验证策略计算出的异常概率; $v_j$ 表示第*j*个数据验证策略的可靠性权重; $M$ 表示使用的数据验证策略数量。

[0014] 可选地,还包括:

确定所述车辆状态因素对应的车辆状态一致性;  
 基于所述车辆状态一致性,调整所述真实性得分或者调整所述修正函数;  
 其中,所述车辆状态一致性通过以下公式确定:

$$C_{\text{state}} = 1 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{S_i - S_{\text{exp}}^i}{S_{\text{max}} - S_{\text{min}}} \right| + \zeta \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \theta_k \cdot g_k}{K} \right)$$

[0015] 其中, $C_{\text{state}}$ 表示车辆状态一致性; $S_i$ 表示第*i*个租赁事件的实际状态; $S_{\text{exp}}^i$ 表示第*i*个租赁事件根据历史数据分析得出的预期状态; $S_{\text{max}}$ 和 $S_{\text{min}}$ 分别表示状态的最大值和最小值; $N$ 表示租赁事件的数量; $\zeta$ 是调节外部影响因素影响程度的系数; $\theta_k$ 表示第*k*个外部影响因素的权重系数; $g_k$ 表示第*k*个外部影响因素对车辆状态一致性的影响程度。

[0016] 可选地,所述基于所述车辆状态一致性,调整所述真实性得分或者调整所述修正函数,包括:

通过以下公式确定调整后的真实性得分:

$$S'_{\text{auth}} = \alpha \cdot \left( \frac{\sum_{i=1}^N w_i \cdot d_i}{N} \right) + \beta \cdot (1 - P_a) + \gamma \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \lambda_k \cdot e_k}{K} \right) + \iota \cdot (1 - C_{\text{state}})$$

[0017] 其中, $S'_{\text{auth}}$ 表示调整后的真实性得分, $\iota$ 表示调节车辆状态一致性影响程度的系数, $C_{\text{state}}$ 表示车辆状态一致性;

通过以下公式确定调整后的修正函数:

$$F'_{\text{corr}} = \frac{V_{\text{obs}} - V_{\text{ref}}}{S_{\text{auth}} + \epsilon} \cdot \left( 1 + \delta \cdot \ln \left( \frac{1}{P_a} \right) \right) + \eta \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \mu_k \cdot f_k}{K} \right) + \kappa \cdot (1 - C_{\text{state}})$$

[0018] 其中, $F'_{\text{corr}}$ 表示调整后的修正函数, $\eta$ 表示调节车辆状态一致性影响程度的系数, $C_{\text{state}}$ 表示车辆状态一致性。

[0019] 第二方面,本申请实施例提供一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正系统,包括:

获取模块,用于获取至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录,每份记录包含多个租赁事件;

识别模块,用于利用智能AI分析每份记录中的租赁事件,识别出潜在的数据异常项;

确定模块,用于基于所述数据异常项,通过多因素验证算法确定每个租赁事件的真实性和准确性;

调整模块,用于根据所述真实性和所述准确性,调整所述至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项,以保证数据的一致性;

所述确定模块具体用于基于所述数据异常项,并结合获取的所述租赁事件中的地理定位信息因素、时间戳因素、车辆状态因素,通过多因素验证算法计算每个租赁事件的真实性得分;根据所述真实性得分,评估所述租赁事件的准确性,并生成修正建议。

[0020] 第三方面,本申请实施例提供一种计算设备,包括处理组件以及存储组件;所述存储组件存储一个或多个计算机指令;所述一个或多个计算机指令用以被所述处理组件调用执行,实现如第一方面任一项所述的一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正方法。

[0021] 第四方面,本申请实施例提供一种计算机存储介质,存储有计算机程序,所述计算机程序被计算机执行时,实现如第一方面任一项所述的一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正方法。

[0022] 本申请实施例中,获取至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录,每份记录包含多个租赁事件;利用智能AI分析每份记录中的租赁事件,识别出潜在的数据异常项;基于所述数据异常项,通过多因素验证算法确定每个租赁事件的真实性和准确性;根据所述真实性和所述准确性,调整所述至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项,以保证数据的一致性。本申请提供的技术方案能够提高修正异常数据的效率,提高了车辆租赁记录数据的准确性和一致性。

[0023] 本申请的这些方面或其他方面在以下实施例的描述中会更加简明易懂。

## 附图说明

[0024] 为了更清楚地说明本申请实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作一简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图是本申请的一些实施例,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他的附图。

[0025] 图1为本申请实施例提供的一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正方法的流程图;  
图2为本申请实施例提供的一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正系统的结构示意图;

图3为本申请实施例提供的一种计算设备的结构示意图。

## 具体实施方式

[0026] 为了使本技术领域的人员更好地理解本申请方案,下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述。

[0027] 在本申请的说明书和权利要求书及上述附图中的描述的一些流程中,包含了按照特定顺序出现的多个操作,但是应该清楚了解,这些操作可以不按照其在本文中出现的顺序来执行或并行执行,操作的序号如101、102等,仅仅是用于区分开各个不同的操作,序号本身不代表任何的执行顺序。另外,这些流程可以包括更多或更少的操作,并且这些操作可以按顺序执行或并行执行。需要说明的是,本文中的“第一”、“第二”等描述,是用于区分不同的消息、设备、模块等,不代表先后顺序,也不限定“第一”和“第二”是不同的类型。

[0028] 下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本申请一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例,本领域技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施



例,都属于本申请保护的范畴。

[0029] 图1为本申请实施例提供一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正方法的流程图,如图1所示,该方法包括:

101、获取至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录,每份记录包含多个租赁事件;

在该步骤中,获取至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录意味着从两个或更多的独立来源收集数据。这些数据源可以是不同的车辆租赁公司的数据库、车辆GPS追踪系统记录、第三方支付平台交易记录等。每份记录中包含多个租赁事件,这意味着每一笔数据记录都代表了一个具体的租赁行为,例如某辆车在某个时间被租出并在之后的某个时间归还。

[0030] 本申请实施例中,我们假设有两个数据源:一个是某汽车租赁公司的内部数据库(System A),另一个是该公司的合作伙伴——一家提供车辆位置追踪服务的第三方平台(System B)。这两个系统各自存储了车辆租赁的相关信息。为了确保数据的全面性和一致性,我们将从System A中获取所有在指定时间段内的租赁记录,同时也从System B获取同一时间段内关于车辆使用情况的记录。

[0031] 具体实施例如下:

System A数据源示例:

租赁ID:001;

车辆ID:12345;

租借时间:2024-09-0108:00 AM;

归还时间:2024-09-0106:00 PM;

租借地点:Central Station Branch;

System B数据源示例:

车辆ID:12345;

GPS记录时间:2024-09-0108:05 AM;

GPS位置:Central Station, City;

下一次记录时间:2024-09-0106:03 PM;

在这个过程中,我们可能还会遇到一些专业术语,比如GPS(Global Positioning System,GPS),这是一种全球定位系统,用于确定地球上任何位置的精确坐标。通过从这两个不同的数据源中获取信息,我们可以进行下一步的数据分析和异常检测。

[0032] 102、利用智能AI分析每份记录中的租赁事件,识别出潜在的数据异常项;

可选地,步骤102中的所述利用智能AI分析每份记录中的租赁事件,包括:采用预先配置的AI模型对每份记录中的租赁事件进行分析,所述AI模型使用多种数据验证策略训练而成;根据所述AI模型分析结果,标记出存在异常的租赁事件,并计算每个租赁事件的异常概率分数。

[0033] 在该步骤中,利用智能AI分析每份记录中的租赁事件指的是使用人工智能技术对从不同数据源获取的车辆租赁记录进行分析,目的是识别出其中可能存在的异常数据。这里提到的“智能AI”通常是指经过训练的机器学习模型或深度学习网络,它们可以根据已有的数据模式来预测新的未知数据的行为或特征。而“数据异常项”则指的是那些不符合正常

模式的数据点,可能是由于输入错误、系统故障或其他非正常原因造成的。

[0034] 对上述步骤涉及的概念进行解释说明:

**预先配置的AI模型:**指的是一种已经过训练的机器学习模型,它可以是监督学习、无监督学习或半监督学习模型,用于检测数据中的异常情况。模型训练过程中使用了多种数据验证策略,如交叉验证(cross-validation,CV)、K折交叉验证(K-fold cross-validation,KFCV)等方法,确保模型的泛化能力和准确性。

[0035] **多种数据验证策略:**指的是为了评估模型性能而采取的不同技术手段,比如将数据集划分为训练集、验证集和测试集,以便在训练过程中不断优化模型参数,同时防止过拟合。

[0036] **异常概率分数:**指的是一组数值,用于表示每个租赁事件相对于正常行为的偏离程度。这个分数越高,表示该事件越有可能是异常的。

[0037] 本申请实施例中,我们假设已经训练好了一个基于深度学习的异常检测模型,该模型使用了多种数据验证策略进行训练。以下是具体的实施例:

**数据预处理:**首先,将从不同数据源获取的车辆租赁记录进行清洗和格式化,确保数据的标准化和一致性。例如,将所有时间戳转换为统一的时间格式。

[0038] **特征工程:**提取每条租赁记录的关键特征,如租赁时间、归还时间、租赁地点等。这些特征将作为模型的输入。

[0039] **模型应用:**将提取的特征输入到预先配置好的AI模型中。该模型是一个深度神经网络,经过了大量的租赁记录训练,能够识别出常见的异常模式。

[0040] **异常检测:**模型输出每个租赁事件的异常概率分数。例如,对于一条记录,模型可能会输出如下结果:

租赁ID:001

异常概率分数:0.85(表明这条记录有85%的概率是异常的)

**标记异常:**根据设定的阈值(例如,异常概率分数大于0.7),标记出可能存在异常的租赁事件。对于上述例子中的记录,由于其异常概率分数为0.85,超过了设定的阈值,因此会被标记为潜在的异常租赁事件。

[0041] 通过这种方式,我们可以利用智能AI有效地识别出数据中的异常项,为进一步的数据清理和一致性校验提供依据。

[0042] 103、基于所述数据异常项,通过多因素验证算法确定每个租赁事件的真实性和准确性;

可选地,步骤103中的所述基于所述数据异常项,通过多因素验证算法确定每个租赁事件的真实性和准确性,包括:基于所述数据异常项,并结合获取的所述租赁事件中的地理定位信息因素、时间戳因素、车辆状态因素,通过多因素验证算法计算每个租赁事件的真实性得分;根据所述真实性得分,评估所述租赁事件的准确性,并生成修正建议。

[0043] 其中,所述真实性得分通过以下公式确定:

$$S_{\text{auth}} = \alpha \cdot \left( \frac{\sum_{i=1}^N w_i \cdot d_i}{N} \right) + \beta \cdot (1 - P_a) + \gamma \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \lambda_k \cdot e_k}{K} \right)$$

[0044] 其中,  $S_{\text{auth}}$  表示真实性得分;  $w_i$  表示第  $i$  个因素的权重系数;  $d_i$  表示所述租赁事件中的第  $i$  个因素与历史数据的一致程度;  $N$  表示所述租赁事件中的因素数量;  $P_a$  表示异常概率分数;  $\alpha$  和  $\beta$  是调节真实性和异常概率分数影响程度的系数;  $\lambda_k$  表示第  $k$  个外部影响因素的权重系数;  $e_k$  表示第  $k$  个外部影响因素对租赁事件的影响程度;  $K$  表示外部影响因素数量;  $\gamma$  是调节外部影响因素影响程度的系数。

[0045] 在该步骤中, 基于所述数据异常项, 并结合获取的所述租赁事件中的地理定位信息因素、时间戳因素、车辆状态因素, 通过多因素验证算法计算每个租赁事件的真实性得分。这里的“多因素验证算法”是指结合多个维度的信息来综合评估每个租赁事件的真实性和准确性。通过这种方式, 可以更全面地了解数据的可信度, 从而做出更准确的数据修正建议。

[0046] 具体来说, 所述真实性得分通过以下公式确定:

$$S_{\text{auth}} = \alpha \cdot \left( \frac{\sum_{i=1}^N w_i \cdot d_i}{N} \right) + \beta \cdot (1 - P_a) + \gamma \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \lambda_k \cdot e_k}{K} \right)$$

[0047] 其中,  $S_{\text{auth}}$  表示真实性得分;  $w_i$  表示第  $i$  个因素的权重系数;  $d_i$  表示所述租赁事件中的第  $i$  个因素与历史数据的一致程度;  $N$  表示所述租赁事件中的因素数量;  $P_a$  表示异常概率分数;  $\alpha$  和  $\beta$  是调节真实性和异常概率分数影响程度的系数;  $\lambda_k$  表示第  $k$  个外部影响因素的权重系数;  $e_k$  表示第  $k$  个外部影响因素对租赁事件的影响程度;  $K$  表示外部影响因素数量;  $\gamma$  是调节外部影响因素影响程度的系数。

[0048] 本申请实施例中, 我们假设有一个具体的租赁事件需要评估其真实性和准确性, 具体实施例如下:

数据准备: 我们从不同数据源获取了一条租赁记录, 记录了租赁时间、归还时间、租赁地点等信息, 并且已经通过智能AI模型标记了异常概率分数  $P_a$ 。

[0049] 因素分析:

地理定位信息因素: 检查车辆实际归还地点是否与记录地点一致。

[0050] 时间戳因素: 检查租赁时间和归还时间是否合理, 是否存在时间上的逻辑错误。

[0051] 车辆状态因素: 检查车辆在租赁期间的状态数据, 如行驶里程、燃油消耗等是否符合预期。

[0052] 赋权评分:

设定每个因素的权重系数  $w_i$ , 例如, 地理定位信息  $w_1 = 0.3$ , 时间戳因素  $w_2 = 0.4$ , 车辆状态因素  $w_3 = 0.3$ 。

[0053] 计算每个因素与历史数据的一致程度  $d_i$ , 例如, 地理定位信息  $d_1 = 0.9$ , 时间戳因素  $d_2 = 0.7$ , 车辆状态因素  $d_3 = 0.85$ 。

[0054] 设置异常概率分数  $P_a = 0.8$ 。

[0055] 考虑外部影响因素  $K = 2$ , 例如天气条件  $\lambda_1 = 0.5$ , 交通状况  $\lambda_2 = 0.5$ , 假设天气条件对事件影响程度  $e_1 = 0.1$ , 交通状况对事件影响程度  $e_2 = 0.2$ 。

[0056] 计算真实性得分:

设定调节系数  $\alpha = 0.5$ ,  $\beta = 0.3$ ,  $\gamma = 0.2$ 。

[0057] 将上述数值代入公式:

$$S_{\text{auth}} = 0.5 \cdot \left( \frac{(0.3 \cdot 0.9) + (0.4 \cdot 0.7) + (0.3 \cdot 0.85)}{3} \right) + 0.3 \cdot (1 - 0.8) + 0.2 \cdot \left( 1 - \frac{(0.5 \cdot 0.1) + (0.5 \cdot 0.2)}{2} \right)$$

$$S_{\text{auth}} = 0.5 \cdot \left( \frac{0.27 + 0.28 + 0.255}{3} \right) + 0.3 \cdot 0.2 + 0.2 \cdot (1 - 0.15)$$

$$S_{\text{auth}} = 0.5 \cdot 0.268 + 0.06 + 0.2 \cdot 0.85$$

$$S_{\text{auth}} = 0.134 + 0.06 + 0.17 = 0.364$$

[0058] 评估与修正建议: 根据计算出的真实性得分  $S_{\text{auth}} = 0.364$ , 评估该租赁事件的准确性较低。根据这一评估结果, 生成相应的修正建议, 如进一步核实地理定位信息、重新校准时间戳等, 以确保数据的一致性和准确性。

[0059] 通过上述步骤, 可以有效地评估每个租赁事件的真实性和准确性, 并据此提出具体的修正措施, 从而提高数据的整体质量。

[0060] 104、根据所述真实性和所述准确性, 调整所述至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项, 以保证数据的一致性。

[0061] 可选地, 步骤104中的所述根据所述真实性和所述准确性, 调整所述至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项, 包括: 定义一个修正函数; 基于所述修正函数以及每个租赁事件的真实性得分和异常概率分数, 调整所述至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项;

其中, 所述修正函数  $F_{\text{corr}}$  为:

$$F_{\text{corr}} = \frac{V_{\text{obs}} - V_{\text{ref}}}{S_{\text{auth}} + \epsilon} \cdot \left( 1 + \delta \cdot \ln \left( \frac{1}{P_{\alpha}} \right) \right) + \eta \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \mu_k \cdot f_k}{K} \right)$$

[0062] 其中,  $F_{\text{corr}}$  表示修正值;  $V_{\text{obs}}$  表示观察到的租赁事件值;  $V_{\text{ref}}$  表示参照值, 即历史数据中的正常租赁事件的平均值;  $S_{\text{auth}}$  表示真实性得分;  $P_{\alpha}$  表示异常概率分数;  $\epsilon$  是一个小的正数, 用于防止除零错误;  $\delta$  是调节异常概率分数影响程度的系数;  $\mu_k$  表示第  $k$  个外部影响因素对修正值的调节系数;  $f_k$  表示第  $k$  个外部影响因素对租赁事件的影响程度;  $\eta$  是调节外部影响因素对修正值影响程度的系数;  $K$  表示外部影响因素数量;

其中, 所述异常概率分数通过以下公式确定:

$$P_{\alpha} = \frac{\sum_{j=1}^M (p_j \cdot v_j)}{\sum_{j=1}^M v_j}$$

[0063] 其中,  $p_j$  表示第  $j$  个数据验证策略计算出的异常概率;  $v_j$  表示第  $j$  个数据验证策略的可靠性权重;  $M$  表示使用的数据验证策略数量。

[0064] 在该步骤中,需要定义一个修正函数,并基于所述修正函数以及每个租赁事件的真实性得分和异常概率分数,调整至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项,以确保数据的一致性。这一过程旨在通过数学模型来量化和修正数据中的异常,从而提高数据质量。

[0065] 修正函数 $F_{\text{corr}}$ :这是一个用于调整数据异常项的数学表达式,它基于真实性和准确性来决定如何修正数据。

[0066] 观察到的租赁事件值 $V_{\text{obs}}$ :这是指从不同数据源获取的实际租赁记录值。

[0067] 参照值 $V_{\text{ref}}$ :即历史数据中的正常租赁事件的平均值,用来作为比较基准。

[0068] 真实性得分 $S_{\text{auth}}$ :反映了租赁事件的真实性和准确性的综合评价。

[0069] 异常概率分数 $P_{\alpha}$ :反映了租赁事件出现异常的可能性大小。

[0070] 小的正数 $\epsilon$ :用于防止除零错误,确保公式计算过程中的稳定性。

[0071] 调节系数 $\delta$ :用于调整异常概率分数对修正值的影响程度。

[0072] 外部影响因素的调节系数 $\mu_k$ :反映了不同外部因素对修正值的影响程度。

[0073] 外部影响因素的影响程度 $f_k$ :表示外部因素对租赁事件的影响大小。

[0074] 调节外部影响因素影响程度的系数 $\eta$ :用于调整外部因素对修正值的影响程度。

[0075] 本申请实施例中,假设我们有两个数据源的租赁记录,需要根据真实性和准确性调整其中的数据异常项。具体实施例如下:

数据准备:

从两个数据源获取一条租赁记录,包含租赁时间、归还时间、行驶里程等信息。

[0076] 定义修正函数 $F_{\text{corr}}$ :

$$F_{\text{corr}} = \frac{(V_{\text{obs}} - V_{\text{ref}})}{(S_{\text{auth}} + \epsilon)} \cdot \left( 1 + \delta \cdot \ln \left( \frac{1}{P_{\alpha}} \right) \right) + \eta \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \mu_k \cdot f_k}{K} \right)$$

[0077] 其中, $V_{\text{obs}}$ 为实际观察到的租赁事件值,例如实际行驶里程为200公里; $V_{\text{ref}}$ 为参照值,假设历史数据中正常行驶里程的平均值为150公里; $S_{\text{auth}}$ 为真实性得分,假设为0.364; $\epsilon$ 取值为0.001; $\delta$ 取值为0.5; $P_{\alpha}$ 为异常概率分数,假设为0.8; $\eta$ 取值为0.2; $K$ 为外部影响因素的数量,假设为2; $\mu_k$ 为外部影响因素的调节系数,假设分别为0.5和0.5; $f_k$ 为外部影响因素的影响程度,假设分别为0.1和0.2;

计算修正值 $F_{\text{corr}}$ :

$$\begin{aligned} F_{\text{corr}} &= \frac{(200 - 150)}{(0.364 + 0.001)} \cdot \left( 1 + 0.5 \cdot \ln \left( \frac{1}{0.8} \right) \right) + 0.2 \cdot \left( 1 - \frac{(0.5 \cdot 0.1) + (0.5 \cdot 0.2)}{2} \right) \\ F_{\text{corr}} &= \frac{50}{0.365} \cdot (1 + 0.5 \cdot (-0.223)) + 0.2 \cdot (1 - 0.15) \\ F_{\text{corr}} &= 136.986 \cdot 0.944 + 0.2 \cdot 0.85 \\ F_{\text{corr}} &= 129.053 + 0.17 \\ F_{\text{corr}} &= 129.223 \end{aligned}$$

[0078] 调整数据异常项:

根据计算出的修正值  $F_{\text{corr}} = 129.223$ , 可以调整原始记录中的异常数据。例如, 如果实际行驶里程为200公里, 根据修正值, 可以将其调整为150公里+129.223公里 = 279.223公里。当然, 实际应用中需要根据具体情况调整修正值的实际意义。

[0079] 通过上述步骤, 可以基于真实性和准确性调整数据中的异常项, 确保数据的一致性和准确性, 从而提高整体数据的质量。

[0080] 可选地, 该方法还包括:

确定所述车辆状态因素对应的车辆状态一致性;

基于所述车辆状态一致性, 调整所述真实性得分或者调整所述修正函数;

其中, 所述车辆状态一致性通过以下公式确定:

$$C_{\text{state}} = 1 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{S_i - S_{\text{exp}}^i}{S_{\text{max}} - S_{\text{min}}} \right| + \zeta \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \theta_k \cdot g_k}{K} \right)$$

[0081] 其中,  $C_{\text{state}}$  表示车辆状态一致性;  $S_i$  表示第  $i$  个租赁事件的实际状态;  $S_{\text{exp}}^i$  表示第  $i$  个租赁事件根据历史数据分析得出的预期状态;  $S_{\text{max}}$  和  $S_{\text{min}}$  分别表示状态的最大值和最小值;  $N$  表示租赁事件的数量;  $\zeta$  是调节外部影响因素影响程度的系数;  $\theta_k$  表示第  $k$  个外部影响因素的权重系数;  $g_k$  表示第  $k$  个外部影响因素对车辆状态一致性的影响程度;  $K$  表示外部影响因素数量。

[0082] 其中, 基于所述车辆状态一致性, 调整所述真实性得分或者调整所述修正函数, 包括:

通过以下公式确定调整后的真实性得分:

$$S'_{\text{auth}} = \alpha \cdot \left( \frac{\sum_{i=1}^N w_i \cdot d_i}{N} \right) + \beta \cdot (1 - P_a) + \gamma \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \lambda_k \cdot e_k}{K} \right) + \iota \cdot (1 - C_{\text{state}})$$

[0083] 其中,  $S'_{\text{auth}}$  表示调整后的真实性得分,  $\iota$  表示调节车辆状态一致性影响程度的系数,  $C_{\text{state}}$  表示车辆状态一致性;

通过以下公式确定调整后的修正函数:

$$F'_{\text{corr}} = \frac{V_{\text{obs}} - V_{\text{ref}}}{S_{\text{auth}} + \epsilon} \cdot \left( 1 + \delta \cdot \ln \left( \frac{1}{P_a} \right) \right) + \eta \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \mu_k \cdot f_k}{K} \right) + \kappa \cdot (1 - C_{\text{state}})$$

[0084] 其中,  $F'_{\text{corr}}$  表示调整后的修正函数,  $\kappa$  表示调节车辆状态一致性影响程度的系数,  $C_{\text{state}}$  表示车辆状态一致性。

[0085] 在该步骤中,确定所述车辆状态因素对应的车辆状态一致性:

其中, $C_{state}$ 表示车辆状态一致性,反映车辆在租赁期间的实际状态是否符合历史数据的预期; $S_i$ 表示第*i*个租赁事件的实际状态; $S_{exp}^i$ 表示第*i*个租赁事件根据历史数据分析得出的预期状态; $S_{max}$ 和 $S_{min}$ 分别表示状态的最大值和最小值; $N$ 表示租赁事件的数量; $\zeta$ 是调节外部影响因素影响程度的系数; $\theta_k$ 表示第*k*个外部影响因素的权重系数; $g_k$ 表示第*k*个外部影响因素对车辆状态一致性的影响程度。

[0086] 基于所述车辆状态一致性,调整所述真实性得分或者调整所述修正函数:

调整后的真实性得分 $S'_{auth}$ 表示在原有真实性得分基础上加入车辆状态一致性的调整。

[0087] 调整后的修正函数 $F'_{corr}$ 表示在原有修正函数基础上加入车辆状态一致性的调整。

[0088]  $l$ 表示在调节车辆状态一致性影响程度的系数。

[0089]  $k$ 表示在调节车辆状态一致性对修正函数影响程度的系数。

[0090] 本申请实施例中,确定车辆状态一致性 $C_{state}$ :

假设我们有一组租赁事件的数据,需要确定车辆状态一致性 $C_{state}$ :

假设共有 $N = 5$ 个租赁事件;

每个事件的实际状态 $S_i$ 分别为[0.7, 0.8, 0.9, 0.6, 0.5];

根据历史数据分析得出的预期状态 $S_{exp}^i$ 分别为[0.8,0.7,0.9,0.7,0.6];

状态最大值 $S_{max} = 1$ ,状态最小值 $S_{min} = 0$ ;

外部影响因素 $K = 2$ ,假设分别为天气条件和交通状况,权重系数 $\theta_1 = 0.5$ 和 $\theta_2 = 0.5$ ,影响程度分别为 $g_1 = 0.1$ 和 $g_2 = 0.2$ ;

调节系数 $\zeta = 0.2$ ;

计算车辆状态一致性 $C_{state}$ :

$$C_{state} = 1 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{S_i - S_{exp}^i}{S_{max} - S_{min}} \right| + \zeta \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \theta_k \cdot g_k}{K} \right)$$

$$C_{state} = 1 - \frac{1}{5} \left( \left| \frac{0.7 - 0.8}{1 - 0} \right| + \left| \frac{0.8 - 0.7}{1 - 0} \right| + \left| \frac{0.9 - 0.9}{1 - 0} \right| + \left| \frac{0.6 - 0.7}{1 - 0} \right| + \left| \frac{0.5 - 0.6}{1 - 0} \right| \right) + 0.2 \cdot \left( 1 - \frac{0.5 \cdot 0.1 + 0.5 \cdot 0.2}{2} \right)$$

$$C_{state} = 1 - \frac{1}{5} (0.1 + 0.1 + 0 + 0.1 + 0.1) + 0.2 \cdot (1 - 0.15)$$

$$C_{state} = 1 - 0.08 + 0.2 \cdot 0.85$$

$$C_{state} = 0.92 + 0.17$$

$$C_{state} = 1.09$$

[0091] 调整真实性得分 $S'_{auth}$ :

假设已知真实性得分 $S_{auth} = 0.364$ ,异常概率分数 $P_a = 0.8$ ,外部影响因素 $K = 2$ ,权重系数 $\lambda_1 = 0.5$ 和 $\lambda_2 = 0.5$ ,影响程度 $e_1 = 0.1$ 和 $e_2 = 0.2$ ,调节系数 $\alpha = 0.5$ , $\beta = 0.3$ , $\gamma = 0.2$ ,调节系数 $l = 0.1$ 。

[0092] 计算调整后的真实性得分 $S'_{\text{auth}}$ :

$$S'_{\text{auth}} = \alpha \cdot \left( \frac{\sum_{i=1}^N w_i \cdot d_i}{N} \right) + \beta \cdot (1 - P_a) + \gamma \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \lambda_k \cdot e_k}{K} \right) + \iota \cdot (1 - C_{\text{state}})$$

$$S'_{\text{auth}} = 0.5 \cdot \left( \frac{(0.3 \cdot 0.9) + (0.4 \cdot 0.7) + (0.3 \cdot 0.85)}{3} \right) + 0.3 \cdot (1 - 0.8) + 0.2 \cdot \left( 1 - \frac{(0.5 \cdot 0.1) + (0.5 \cdot 0.2)}{2} \right) + 0.1 \cdot (1 - 0.9)$$

$$S'_{\text{auth}} = 0.5 \cdot 0.268 + 0.06 + 0.2 \cdot 0.85 + 0.1 \cdot (-0.09)$$

$$S'_{\text{auth}} = 0.134 + 0.06 + 0.17 - 0.009$$

$$S'_{\text{auth}} = 0.355$$

[0093] 调整修正函数 $F'_{\text{corr}}$ :

假设已知观察到的租赁事件值 $V_{\text{obs}} = 200$ , 参照值 $V_{\text{ref}} = 150$ , 调节系数 $\delta = 0.5$ ,  $\eta = 0.2$ , 调节系数 $\kappa = 0.1$ 。

[0094] 计算调整后的修正函数 $F'_{\text{corr}}$ :

$$F'_{\text{corr}} = \frac{(V_{\text{obs}} - V_{\text{ref}})}{(S_{\text{auth}} + \epsilon)} \cdot \left( 1 + \delta \cdot \ln \left( \frac{1}{P_a} \right) \right) + \eta \cdot \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^K \mu_k \cdot f_k}{K} \right) + \kappa \cdot (1 - C_{\text{state}})$$

$$F'_{\text{corr}} = \frac{(200 - 150)}{(0.355 + 0.001)} \cdot \left( 1 + 0.5 \cdot \ln \left( \frac{1}{0.8} \right) \right) + 0.2 \cdot \left( 1 - \frac{(0.5 \cdot 0.1) + (0.5 \cdot 0.2)}{2} \right) + 0.1 \cdot (1 - 1.09)$$

$$F'_{\text{corr}} = \frac{50}{0.356} \cdot (1 + 0.5 \cdot (-0.223)) + 0.2 \cdot (1 - 0.15) + 0.1 \cdot (-0.09)$$

$$F'_{\text{corr}} = 140.449 \cdot 0.944 + 0.2 \cdot 0.85 - 0.009$$

$$F'_{\text{corr}} = 132.34 + 0.17 - 0.009$$

$$F'_{\text{corr}} = 132.44$$

[0095] 通过上述步骤,可以基于车辆状态一致性来调整真实性得分和修正函数,从而进一步提高数据的一致性和准确性。

[0096] 图2为本申请实施例提供一种基于智能AI的车辆租赁数据纠正系统的结构示意图,如图2所示,该系统包括:

获取模块21,用于获取至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录,每份记录包含多个租赁事件;

识别模块22,用于利用智能AI分析每份记录中的租赁事件,识别出潜在的数据异常项;

确定模块23,用于基于所述数据异常项,通过多因素验证算法确定每个租赁事件的真实性和准确性;

调整模块24,用于根据所述真实性和所述准确性,调整所述至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项,以保证数据的一致性;

所述确定模块23具体用于基于所述数据异常项,并结合获取的所述租赁事件中的地理定位信息因素、时间戳因素、车辆状态因素,通过多因素验证算法计算每个租赁事件的真实性得分;根据所述真实性得分,评估所述租赁事件的准确性,并生成修正建议。

[0097] 图2所述的基于智能AI的车辆租赁数据纠正系统可以执行图1所示实施例所述的基于智能AI的车辆租赁数据纠正方法,其实现原理和技术效果不再赘述。对于上述实施例中的基于智能AI的车辆租赁数据纠正系统其中各个模块、单元执行操作的具体方式已经在有关该方法的实施例中进行了详细描述,此处将不做详细阐述说明。



[0098] 在一个可能的设计中,图2所示实施例的基于智能AI的车辆租赁数据纠正系统可以实现为计算设备,如图3所示,该计算设备可以包括存储组件31以及处理组件32;

所述存储组件31存储一条或多条计算机指令,其中,所述一条或多条计算机指令供所述处理组件32调用执行。

[0099] 所述处理组件32用于:获取至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录,每份记录包含多个租赁事件;利用智能AI分析每份记录中的租赁事件,识别出潜在的数据异常项;基于所述数据异常项,通过多因素验证算法确定每个租赁事件的真实性和准确性;根据所述真实性和所述准确性,调整所述至少两份来自不同数据源的车辆租赁记录中的数据异常项,以保证数据的一致性。

[0100] 其中,处理组件32可以包括一个或多个处理器来执行计算机指令,以完成上述的方法中的全部或部分步骤。当然处理组件也可以为一个或多个应用专用集成电路(ASIC)、数字信号处理器(DSP)、数字信号处理设备(DSPD)、可编程逻辑器件(PLD)、现场可编程门阵列(FPGA)、控制器、微控制器、微处理器或其他电子元件实现,用于执行上述方法。

[0101] 存储组件31被配置为存储各种类型的数据以支持在终端的操作。存储组件可以由任何类型的易失性或非易失性存储设备或者它们的组合实现,如静态随机存取存储器(SRAM),电可擦除可编程只读存储器(EEPROM),可擦除可编程只读存储器(EPROM),可编程只读存储器(PROM),只读存储器(ROM),磁存储器,快闪存储器,磁盘或光盘。

[0102] 当然,计算设备必然还可以包括其他部件,例如输入/输出接口、显示组件、通信组件等。

[0103] 输入/输出接口为处理组件和外围接口模块之间提供接口,上述外围接口模块可以是输出设备、输入设备等。

[0104] 通信组件被配置为便于计算设备和其他设备之间有线或无线方式的通信等。

[0105] 其中,该计算设备可以为物理设备或者云计算平台提供的弹性计算主机等,此时计算设备即可以是指云服务器,上述处理组件、存储组件等可以是从云计算平台租用或购买的基础服务器资源。

[0106] 本申请实施例还提供了一种计算机存储介质,存储有计算机程序,所述计算机程序被计算机执行时可以实现上述图1所示实施例的基于智能AI的车辆租赁数据纠正方法。

[0107] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的系统,装置和单元的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0108] 以上所描述的系统实施例仅仅是示意性的,其中所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。本领域普通技术人员在不付出创造性的劳动的情况下,即可以理解并实施。

[0109] 通过以上的实施方式的描述,本领域的技术人员可以清楚地了解到各实施方式可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现,当然也可以通过硬件。基于这样的理解,上述技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品可以存储在计算机可读存储介质中,如ROM/RAM、磁碟、光盘等,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行各个实施

例或者实施例的某些部分所述的方法。

[0110] 最后应说明的是：以上实施例仅用以说明本申请的技术方案，而非对其限制；尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明，本领域的普通技术人员应当理解：其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改，或者对其中部分技术特征进行等同替换；而这些修改或者替换，并不使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围。

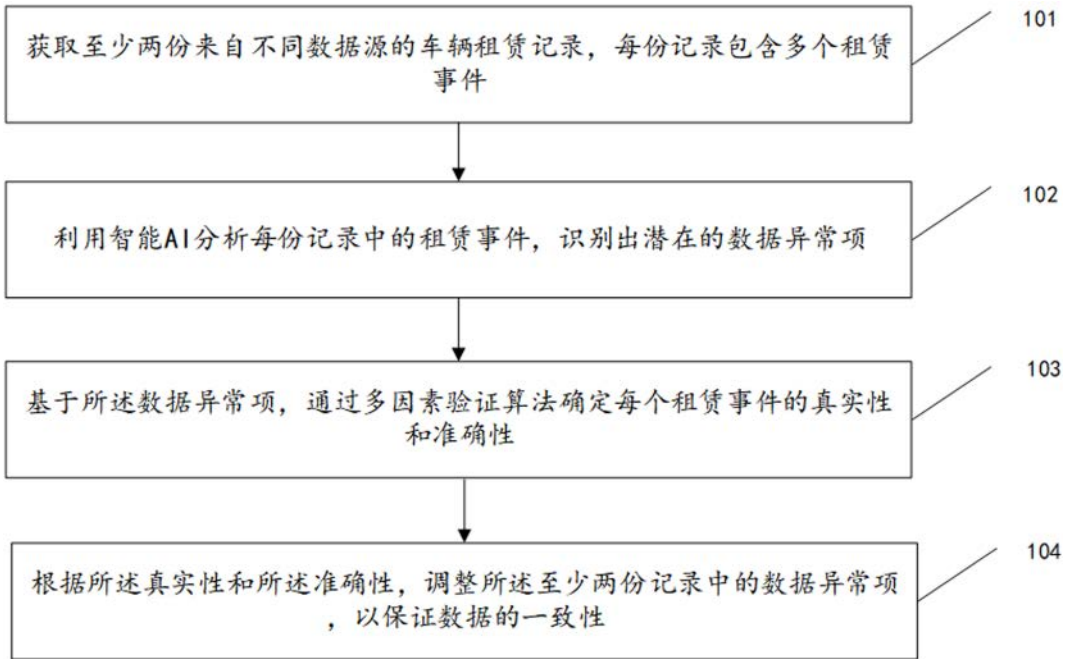


图 1

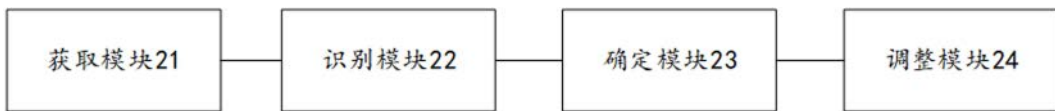


图 2

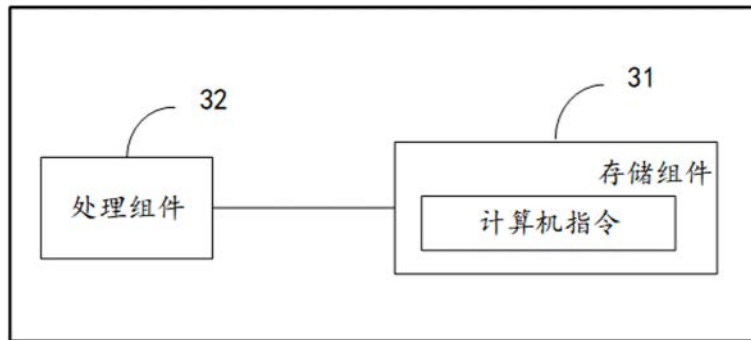


图 3