

构建异常检测模型的方法和系统及层次分析方法和系统

本申请对提交于 2023 年 9 月 19 日并且发明名称为“构建异常检测模型的方法和系统及层次分析方法和系统”的中国专利申请 202311212872.X 要求优先权，该中国专利申请的全部公开通过引用并入本文。

技术领域

本申请涉及用于构建时序异常检测模型的方法和系统、层次分析方法和系统以及实现上述方法的计算机可读存储介质。

背景技术

层次分析法是一种系统分析与决策的综合评价方法,其是在充分研究了人类思维过程的基础上提出来的一种多因素决策方法，能够较合理地实现定性问题定量化的处理过程。

层次分析法通过构建层次结构以将复杂的决策处理过程转化为若干因素两两之间重要性的比较，从而将难以量化的定性判断转化为可操作的重要性的比较。具体而言，层次分析法首先通过矩阵求解的方式得到多个因素的权重，而后将多个因素的权重乘以对应的因素值，从而将多个权重与因素值的相乘结果作为决策的依据。例如，层次分析法可以应用于金融领域中的企业能力评估、商户价值评估、客户需求评级、供应商选择、制造系统以及战略决策等方面。然而，在目前的层次分析法中，因素的权重的求解过程仅依赖于若干因素之间重要性的比较，忽略了因素值本身随着时间变化可能出现异常，导致在层次分析过程中为异常因素分配了较大权重，从而导致层次分析法的分析结果出现较大误差。例如，在利用层次分析方法来评估商户价值时，营业额作为若干因素中的一个可能随着时间推移出现时序上的异常值，此时如果仅依赖于若干因素之间重要性的比较而为因素之一的营业额分配较大权重，将导致层次分析法的分析结果出现较大误差，从而导致输出的层次分析结果即商户价值失去参考性。

发明内容

为了解决或至少缓解以上问题中的一个或多个，提供了以下技术方案。
按照本申请的第一方面，提供一种用于构建时序异常检测模型的方法，

所述方法包括下列步骤：获取时间序列数据集，所述时间序列数据集包括一个或多个因素的时间序列数据；基于所述时间序列数据集生成训练数据集；以及至少利用所述训练数据集训练神经网络模型以构建所述时序异常检测模型，所述神经网络模型中的层偏置参数基于由所述训练数据集确定的熵信息来调和。

根据本申请一实施例所述的用于构建时序异常检测模型的方法，其中获取时间序列数据集包括：将每个因素在多个连续时间段的每个时间段内生成的数据作为所述因素的时间序列数据；以及基于所述一个或多个因素中的每个因素的时间序列数据来获取所述时间序列数据集。

10 根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于构建时序异常检测模型的方法，其中基于所述时间序列数据集生成训练数据集包括：将所述时间序列数据集转换为矩阵形式以生成所述训练数据集。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于构建时序异常检测模型的方法，其中将所述时间序列数据集转换为矩阵形式以生成所述训练数据集包括：将所述时间序列数据集中的每个因素的时间序列数据作为矩阵中的一行元素或一列元素以生成所述训练数据集，所述一行元素或一列元素中的每个元素对应于所述因素在每个时间段内生成的数据。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于构建时序异常检测模型的方法，其中所述方法还包括：基于每个因素的时间序列数据的连续变化趋势判断所述时间序列数据是否存在异常；根据判断结果确定对应于所述每个因素的时间序列数据的时序异常标签以获取对应于所述时间序列数据集的时序异常标签集；以及利用损失函数基于所述时序异常标签集和训练的神经网络模型的输出来更新所述训练的神经网络模型，以构建所述时序异常检测模型。

25 根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于构建时序异常检测模型的方法，其中所述神经网络模型包括：第一层，所述第一层利用第一激活函数与基于由所述训练数据集确定的熵信息所调和的第一层偏置参数来构建；第二层，所述第二层利用第二激活函数与基于由所述训练数据集确定的熵信息所调和的第二层偏置参数来构建；以及输出层，所述输出层利用
30 softmax 函数来构建。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于构建时序异常检测模型的方法，其中所述神经网络模型进一步通过以下方式来构建：基于第一层权重和所述训练数据集来确定所述第一激活函数的输入；基于第二层权重和所述第一层的输出来确定所述第二激活函数的输入；以及基于所述第二层的输出来确定所述 softmax 函数的输入。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于构建时序异常检测模型的方法，其中所述神经网络模型中的层偏置参数通过以下方式来调和：通过将由所述训练数据集确定的熵信息乘以所述神经网络模型中的层偏置参数来调和所述层偏置参数。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于构建时序异常检测模型的方法，其中所述熵信息通过以下步骤来确定：针对所述训练数据集中的每行或每列元素，确定所述行或所述列中的每个元素相对于所述行或所述列中的元素的概率因子；利用所述概率因子确定所述行或所述列中的元素的信息量；以及将所述行或所述列中的元素的信息量作为对应于所述行或所述列中的元素的因素的时间序列数据的所述熵信息。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于构建时序异常检测模型的方法，其中所述概率因子通过以下步骤来确定：将所述行或所述列中的每个元素与所述行或所述列中的元素总和的比值作为所述概率因子。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于构建时序异常检测模型的方法，其中所述时序异常检测模型至少用于在层次分析法中根据一个或多个因素的时间序列数据来修正所述一个或多个因素的权重。

按照本申请的第二方面，提供一种用于构建时序异常检测模型的系统，所述系统包括：存储器；与所述存储器耦合的处理器；以及存储在所述存储器上并在所述处理器上运行的计算机程序，所述计算机程序的运行导致下列操作：获取时间序列数据集，所述时间序列数据集包括一个或多个因素的时间序列数据；基于所述时间序列数据集生成训练数据集；以及至少利用所述训练数据集训练神经网络模型以构建所述时序异常检测模型，所述神经网络模型中的层偏置参数基于由所述训练数据集确定的熵信息来调和。

根据本申请的第三方面，提供一种计算机可读存储介质，其包括指令，所述指令在运行时执行根据本申请第一方面所述的用于构建时序异常检测

模型的方法的步骤。

根据本申请的第四方面，提供一种层次分析方法，所述层次分析方法包括下列步骤：获取与目标任务相关联的多个因素中的每个因素的第一权重；获取每个因素的时间序列数据，利用根据本申请第一方面所述的用于构建时序异常检测模型的方法构建的时序异常检测模型至少基于所述每个因素的时间序列数据来得到所述多个因素中的每个因素的第二权重；以及基于所述第一权重和所述第二权重确定对应于所述多个因素中的每个因素的目标权重。

根据本申请的第五方面，提供一种层次分析系统，所述层次分析系统包括：存储器；与所述存储器耦合的处理器；以及存储在所述存储器上并在所述处理器上运行的计算机程序，所述计算机程序的运行导致下列操作：获取与目标任务相关联的多个因素中的每个因素的第一权重；获取每个因素的时间序列数据，利用根据本申请第一方面所述的用于构建时序异常检测模型的方法构建的时序异常检测模型至少基于所述每个因素的时间序列数据来得到所述多个因素中的每个因素的第二权重；以及基于所述第一权重和所述第二权重确定对应于所述多个因素中的每个因素的目标权重。

根据本申请的第六方面，提供一种计算机可读存储介质，其包括指令，所述指令在运行时执行根据本申请第四方面所述的层次分析方法的步骤。

根据本申请的一个或多个实施例提出的层析分析方案在确定与目标任务相关联的多个因素中的每个因素的目标权重的过程中，除了确定每个因素的第一权重之外，还通过构建的时序异常检测模型基于每个因素的时间序列数据来确定每个因素的第二权重，从而在确定因素的目标权重的过程中充分考虑了因素值本身随着时间变化可能出现的异常，避免在层次分析过程中为异常因素分配较大权重，显著提高了层次分析结果。根据本申请的一个或多个实施例的用于构建时序异常检测模型的创新性地提出了熵系数调和的神经网络模型，其能够基于由训练数据集确定的熵信息来调和神经网络模型中的层偏置参数，从而提高时序异常检测模型的训练效率以及利用时序异常检测模型识别数据时序异常的准确性。

附图说明

本申请的上述和/或其它方面和优点将通过以下结合附图的各个方面的

描述变得更加清晰和更容易理解，附图中相同或相似的单元采用相同的标号表示。附图包括：

图 1 示出了一种典型的层次分析方法模型的示意图。

图 2 示出了根据本申请的一个或多个实施例的用于构建时序异常检测模型的方法的流程图。

图 3 示出了根据本申请的一个或多个实施例的用于构建时序异常检测模型的系统的框图。

图 4 示出了根据本申请的一个或多个实施例的层次分析方法的流程图。

图 5 示出了根据本申请的一个或多个实施例的层次分析系统的框图。

10 具体实施方式

下面参照其中图示了本申请示意性实施例的附图更为全面地说明本申请。但本申请可以按不同形式来实现，而不应解读为仅限于本文给出的各实施例。给出的上述各实施例旨在使本文的披露全面完整，以将本申请的保护范围更为全面地传达给本领域技术人员。

15 在本说明书中，诸如“包含”和“包括”之类的用语表示除了具有在说明书和权利要求书中有直接和明确表述的单元和步骤以外，本申请的技术方案也不排除具有未被直接或明确表述的其它单元和步骤的情形。

除非特别说明，诸如“第一”和“第二”之类的用语并不表示单元在时间、空间、大小等方面的顺序而仅仅是作区分各单元之用。

20 在下文中，将参考附图详细地描述根据本申请的各个示例性实施例。

图 1 示出了一种典型的层次分析方法模型的示意图。

如图 1 中所示，层次分析方法模型 100 将多因素决策问题进行分层处理为三层，其中第一层为问题概述，第二层为因素体系，第三层为候选决策。

25 在图 1 中，第一层的问题概述 PSD (Problem Simple Description) 用于描述待解决的决策问题。第二层的因素体系包括处理待解决的决策问题所涉及的多个因素，所述多个因素可以表示为集合 $M=\{m_1, m_2, m_3, \dots, m_k, \dots, m_n\}$ ，其中 $m_1, m_2, m_3, \dots, m_k, \dots, m_n$ 表示多个因素， n 表示集合 M 的大小，即因素的数量。第三层的候选决策包括处理待解决的决策问题所涉及的多个候选决策，所述多个候选决策可以表示为集合 $TC=\{tc_1, tc_2, tc_3, \dots, tc_k, \dots, tc_o\}$ ，其中 $tc_1, tc_2, tc_3, \dots, tc_k, \dots, tc_o$ 表示多个候选决策， o 表示集合 TC 的大小，即候

30

选决策的数量。需要说明的是，候选决策层的处理方式随着决策问题的不同而不同。例如，在单选决策问题中，候选决策集合 TC 中的某一个候选决策被输出；在多目标评估背景下，可以输出候选决策集合 TC 中的每个候选决策及其对应的分数。

- 5 作为示例，参考图 1，第一层的问题概述所描述的待解决的决策问题可以包括企业能力评估、商户价值评估、客户需求评级、供应商选择、制造系统以及战略决策等。示例性地，当第一层的问题概述所描述的待解决的决策问题为商户价值评估时，第二层的因素体系可以实现为 $M=\{m_1, m_2, m_3, m_4, m_5\}=\{\text{营业额、利润、市场份额、客户量、交易笔数}\}$ ，
10 第三层的候选决策可以实现为对商户的价值评分。

 在传统的层次分析方法中，为多个因素所分配的权重的求解过程仅依赖于所述多个因素之间重要性的比较，忽略了因素值本身随着时间变化可能出现异常，导致在层次分析过程中为异常因素分配了较大权重，从而导致层次分析法的分析结果出现较大误差，诸如最终输出的候选决策及其对应的分数
15 是不准确的。例如，在利用层次分析方法来评估商户价值时，营业额作为若干因素中的一个可能随着时间推移出现时序上的异常，此时如果仅依赖于若干因素之间重要性的比较而为出现统计错误的营业额分配较大权重，将导致层次分析法的分析结果出现较大误差，即评估的商户价值失去了参考性。

 因此，期望能够在层次分析法的执行过程中考虑因素本身的重要性的同时考虑因素值的时序变化情况，即期望提出一种能够融合因素的时序变化信息的层次分析方法，以避免在层次分析过程中为异常因素分配较大权重。
20

 图 2 示出了根据本申请的一个或多个实施例的用于构建时序异常检测模型的方法的流程图。

 如图 2 中所示，在步骤 S201 中，获取时间序列数据集，所述时间序列
25 数据集包括一个或多个因素的时间序列数据。

 可选地，在步骤 S201 中，可以将每个因素在多个连续时间段的每个时间段内生成的数据作为该因素的时间序列数据，以及基于一个或多个因素中的每个因素的时间序列数据来获取时间序列数据集。

 在一个实施例中，在利用层次分析方法来评估商户价值时，与评估商户
30 价值相关联的因素例如可以包括营业额、利润、市场份额、客户量、交易笔

数。示例性地，针对因素之一的营业额，可以获取在连续的 36 个月的每个月内累计的营业额作为该因素的时间序列数据；针对因素之一的利润，可以获取在连续的 36 个月的每个月内累计的利润作为该因素的时间序列数据。

5 以此类推，针对因素营业额、利润、市场份额、客户量、交易笔数，可以分别获取在连续的 36 个月的每个月内生成的数据作为相应因素的时间序列数据，由此获取包括多个因素营业额、利润、市场份额、客户量、交易笔数的时间序列数据的时间序列数据集。

在步骤 S203 中，基于时间序列数据集生成训练数据集。

10 可选地，在步骤 S203 中，可以将时间序列数据集转换为矩阵形式以生成训练数据集。

在一个实施例中，可以将时间序列数据集中的每个因素的时间序列数据作为矩阵中的一行元素以生成训练数据集，所述一行元素中的每个元素对应于所述因素在每个时间段内生成的数据。示例性地，针对因素营业额、利润、市场份额、客户量、交易笔数，在获取包括多个因素营业额、利润、市场份额、客户量、交易笔数的时间序列数据的时间序列数据集后，可以将所述时间序列数据集转换为行数为 5（即，因素的数量）、列数为 36（即，时间段的数量）的矩阵形式的训练数据集，其中矩阵中的一行元素对应于一种因素的时间序列数据，所述一行元素中的每个元素对应于所述因素在每个时间段内生成的数据。在一个实施例中，可以将时间序列数据集中的每个因素的时间序列数据作为矩阵中的一列元素以生成训练数据集，所述一列元素中的每个元素对应于所述因素在每个时间段内生成的数据。

25 作为示例，针对 N 个因素，获取的时间序列数据集 C 可以表示为 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_N\}$ ，其中 $C_1, C_2, \dots, C_N$ 分别表示每个因素的时间序列数据。作为示例，通过以下公式（1），可以将时间序列数据集 C 转换为矩阵形式以生成训练数据集：

$$C = \{C_1, C_2, \dots, C_N\} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1t} \\ c_{21} & \dots & c_{ij} & \dots \\ \dots & c_{ji} & \dots & \dots \\ c_{N1} & \dots & \dots & c_{Nt} \end{bmatrix} \quad \text{公式 (1)}$$

其中， t 表示多个连续时间段的数量， N 表示因素的数量，矩阵中的每个元素对应于因素在每个时间段内生成的数据，例如元素 c_{11} 表示第1个因素在 t 个连续时间段中的第1个时间段内生成的数据，元素 c_{ij} 表示第 i 个因素在 t 个连续时间段中的第 j 个时间段内生成的数据。示例性地，第1个因素的时间序列数据 C_1 可以被转换为矩阵中的第1行元素，第2个因素的时间序列数据 C_2 可以被转换为矩阵中的第2行元素，以及第 N 个因素的时间序列数据 C_N 可以被转换为矩阵中的第 N 行元素。

在步骤 S205 中，至少利用训练数据集训练神经网络模型以构建时序异常检测模型，所述神经网络模型中的层偏置参数基于由所述训练数据集确定的熵信息来调和。

可选地，神经网络模型可以实现为熵回归模型，其可以包括第一层、第二层和输出层，其中第一层利用第一激活函数与基于由训练数据集确定的熵信息所调和的第一层偏置参数来构建，第二层利用第二激活函数与基于由训练数据集确定的熵信息所调和的第二层偏置参数来构建，以及输出层利用 softmax 函数来构建。可选地，可以基于第一层权重和训练数据集来确定第一激活函数的输入，基于第二层权重和第一层的输出来确定第二激活函数的输入，以及基于第二层的输出来确定 softmax 函数的输入。可选地，可以通过将由训练数据集确定的熵信息乘以神经网络模型中的层偏置参数来调和所述层偏置参数。

在一个实施例中，可以通过以下公式 (2) 来实现神经网络模型：

$$C_i)$$

公式 (2)

其中，以上三个等式分别表示神经网络模型的第一层、第二层和输出层， $\hat{y}_1$ 表示第一层的输出， $\hat{y}_2$ 表示第二层的输出， $\hat{y}$ 表示神经网络模型的输出， σ 表示激活函数， $\ln$ 表示自然对数， w_1 表示第一层的权重， C_i 表示训练数据集（例如，可以参考以上公式 (1) 来获取， i 表示因素的数量）， $H(C_i)$ 表示由训练数据集 C_i 确定的熵信息， b_1 表示第一层的偏置， b_2 表示第二层

的权重， b_2 表示第二层的偏置， $\text{softmax}(x) = \frac{e^x}{\sum_{Z_2} e^x}$ 可以作用在 Z_2 的每个元素上， $x \in Z_2$ 。

可选地，熵信息 H_i 可以通过以下步骤来确定：针对训练数据集 C_i 中的每行或每列元素，确定所述行或所述列中的每个元素相对于所述行或所述列中的元素的概率因子；利用概率因子确定所述行或所述列中的元素的信息量；以及将所述行或所述列中的元素的信息量作为对应于所述行或所述列中的元素的因素的时间序列数据的熵信息。可选地，可以将所述行或所述列中的每个元素与所述行或所述列中的元素总和的比值作为概率因子。

在一个实施例中，可以通过以下公式 (3) 来计算每个元素相对于其在行中的元素的概率因子：

$$c_{ij} = \frac{c_{ij}}{\sum c_{ij}} \quad \text{公式 (3)}$$

其中， c_{ij} 表示元素 c_{ij} 相对于其所在行中的元素的概率因子， $\sum c_{ij}$ 表示元素 c_{ij} 所在行中的元素总和。

在一个实施例中，可以通过以下公式 (4) 来计算因素的时间序列数据的熵信息：

$$H_i = -\sum c_{ij} \log_2 c_{ij} \quad \text{公式 (4)}$$

其中， H_i 表示因素的时间序列数据 C 的熵信息， c_{ij} 表示元素 c_{ij} 相对于其所在行中的元素的概率因子，其可以参考以上公式 (3) 来计算， $\log_2 c_{ij}$ 表示以 2 为底 c_{ij} 的对数。可以理解的是，可以利用公式 (4) 确定如以上公式 (1) 所示的矩阵形式的训练数据集中的每行元素的熵信息。例如，针对如以上公式 (1) 所示的矩阵形式的训练数据集中的对应于第 1 个因素的时间序列数据的第一行元素 $c_{11}, c_{12}, \dots, c_{1t}$ ，可以利用以上公式 (3) 来计算第一行元素 $c_{11}, c_{12}, \dots, c_{1t}$ 中的每个元素相对于其所在行中的元素 $c_{11}, c_{12}, \dots, c_{1t}$ 的概率因子，例如将元素 c_{11} 与第一行元素 $c_{11}, c_{12}, \dots, c_{1t}$ 的总和

的比值作为元素 c_{11} 的概率因子 p_{11} ，将元素 c_{12} 与第一行元素 $c_{11}, c_{12}, \dots, c_{1t}$ 的总和的比值作为元素 c_{12} 的概率因子 p_{12} ，以此类推。在计算出第一行元素 $c_{11}, c_{12}, \dots, c_{1t}$ 中的每个元素相对于其所在行中的元素 $c_{11}, c_{12}, \dots, c_{1t}$ 的概率因子 $p_{11}, p_{12}, \dots, p_{1t}$ 之后，可以利用公式（4）确定第一行元素 $c_{11}, c_{12}, \dots, c_{1t}$ 的熵信息，即针对每个概率因子 c_{ij} 计算 c_{ij} 的熵信息 c_{ij} 。类似地，可以通过上述过程计算出如以上公式（1）所示的矩阵形式的训练数据集中的第 i 行元素的熵信息 c_{ij} 。

通过基于由训练数据集确定的熵信息来调和神经网络模型中的层偏置参数（例如，以上公式（2）中的层偏置 b_i 和 b_j ），无需收集大量时序异常样本，从而能够提高时序异常检测模型的训练效率以及利用时序异常检测模型识别数据时序异常的准确性。

可选地，根据本申请的一个或多个实施例的用于构建时序异常检测模型的方法还可以包括基于每个因素的时间序列数据的连续变化趋势判断时间序列数据是否存在异常，根据判断结果确定对应于每个因素的时间序列数据的时序异常标签以获取对应于时间序列数据集的时序异常标签集，以及利用损失函数基于时序异常标签集和训练的神经网络模型的输出来更新所述训练的神经网络模型，以构建时序异常检测模型。可选地，可以利用损失函数调整训练的神经网络模型的参数直至损失函数处于收敛状态，以得到时序异常检测模型。

在一个实施例中，针对 N 个因素，获取的时间序列数据集 C 可以表示为 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_N\}$ ，其中 $C_1, C_2, \dots, C_N$ 分别表示每个因素的时间序列数据。作为示例，可以将不存在异常的因素的时间序列数据的时序异常标签设置为0以及将存在异常的因素的时间序列数据的时序异常标签设置为1，由此可以得到对应于时间序列数据集 C 的时序异常标签集 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ ，其中 $y_1, y_2, \dots, y_N$ 分别表示 $C_1, C_2, \dots, C_N$ 的时序异常标签。

在一个实施例中，可以通过以下公式（5）来构造损失函数 $L_{sc}(y, \hat{y})$ ：

$$L_{sc}(y, \hat{y}) = -\sum_{i=1}^N y^{(i)} \ln \hat{y}^{(i)} + (1 - y^{(i)}) \ln(1 - \hat{y}^{(i)}) \quad \text{公式（5）}$$

其中, N 表示因素的数量, $y^{(i)}$ 表示第 i 个因素的时间序列数据的时序异常标签, $\hat{y}^{(i)}$ 表示第 i 个因素的训练的神经网络模型的输出, $\ln$ 表示 $\log$ 以 e 为底的对数。

5 根据本申请的一个或多个实施例的用于构建时序异常检测模型的方法所构建的时序异常检测模型可以用于检测时间序列数据中存在的异常。可选地, 根据本申请的一个或多个实施例的用于构建时序异常检测模型的方法所构建的时序异常检测模型可以用于在层次分析法中根据一个或多个因素的时间序列数据来修正一个或多个因素的权重, 此修正过程将在下文中详细描述。
10 述。

根据本申请的一个或多个实施例的用于构建时序异常检测模型的方法创新性地提出了熵系数调和的神经网络模型, 其能够基于由训练数据集确定的熵信息来调和神经网络模型中的层偏置参数, 从而提高时序异常检测模型的训练效率以及利用时序异常检测模型识别数据时序异常的准确性。

15 图3示出了根据本申请的一个或多个实施例的用于构建时序异常检测模型的系统的框图。

如图3中所示, 用于构建时序异常检测模型的系统30包括通信单元310、存储器320(例如, 诸如闪存、ROM、硬盘驱动器、磁盘、光盘之类的非易失存储器)、处理器330以及存储在存储器320上并可在处理器330上运行的
20 的计算机程序340。

通信单元310作为通信接口, 被配置为在用于构建时序异常检测模型的系统30与外部设备或网络(例如, 云端服务器、移动终端等)之间建立通信连接。

存储器320存储可由处理器330执行的计算机程序340。此外。存储器
25 320还可存储处理器330执行计算机程序时生成的数据(例如, 时间序列数据集、训练数据集等)和经通信单元310从外部接收的数据或命令。

处理器330配置为执行计算机程序340以实施根据本申请的一个或多个实施例的用于构建时序异常检测模型的方法。

图4示出了根据本申请的一个或多个实施例的层次分析方法的流程图。

30 如图4中所示, 在步骤S401中, 获取与目标任务相关联的多个因素中

的每个因素的第一权重。

可选地，在步骤 S401 中，可以基于多个因素之间的重要程度的两两比较构造对比矩阵，处理对比矩阵以确定多个因素的优先级，以及利用多个因素的优先级对所述对比矩阵进行一致性检验，并利用通过一致性检验的对比矩阵确定多个因素中的每个因素的第一权重。

在一个实施例中，可以对对比矩阵中的每一列的元素进行求和以得到每一列的元素总和，将所述对比矩阵中的每个元素除以对应列的元素总和以生成列平均的对比矩阵，以及确定所述列平均的对比矩阵中的每一行元素的平均值以作为所述多个因素的优先级。

作为示例，可以通过自动化构建的方式基于与目标任务相关联的多个因素 $m_1, m_2, m_3, \dots, m_k, \dots, m_n$ 得到如下公式 (6) 所示的对比矩阵 A:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & \dots & a_{ij} & \dots \\ \dots & a_{ji} & \dots & \dots \\ a_{n1} & \dots & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad \text{公式 (6)}$$

其中， i 表示矩阵中元素所在的行数， j 表示矩阵中元素所在的列数， $a_{ii} = 1, a_{ji} = 1/a_{ij}$ ， n 表示因素的数量（也是矩阵的维度）， a_{ij} 可以基于因素 m_i 相较于因素 m_j 的重要性程度来确定。

作为示例，在得到如以上公式 (6) 所示的对比矩阵 A 后，可以通过以下公式 (7) 对对比矩阵 A 中的每一列 j 的元素进行求和以得到每一列 j 的元素总和：

$$\sum_{i=1}^n a_{ij}, \forall i, j \quad \text{公式 (7)}$$

其中， i 表示矩阵中元素所在的行数， j 表示矩阵中元素所在的列数， a_{ij} 表示对比矩阵 A 中的元素， n 表示因素的数量（也是矩阵的维度）。

作为示例，在得到每一列的元素总和后，可以通过以下公式 (8) 将对比矩阵 A 中的每个元素除以对应列的元素总和以生成列平均的对比矩阵 A'：

$$a_{ij}' = a_{ij} / \sum_{i=1}^n a_{ij}, \forall i, j \quad \text{公式 (8)}$$

其中, i 表示矩阵中元素所在的行数, j 表示矩阵中元素所在的列数, a_{ij}' 表示经过列平均的对比矩阵 A' 中的元素, n 表示因素的数量 (也是矩阵的维
5 度)。

作为示例, 在得到经过列平均的对比矩阵 A' 后, 可以通过以下公式 (9) 确定列平均的对比矩阵 A' 中的每一行元素的平均值 p_i 以作为多个因素的优先
级:

$$p_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}' / n \quad \text{公式 (9)}$$

其中, i 表示矩阵中元素所在的行数, j 表示矩阵中元素所在的列数, a_{ij}' 表示经过列平均的对比矩阵 A' 中的元素, n 表示因素的数量 (也是矩阵的维
度)。在得到每一行元素的平均值 p_i 后, 可以将 n 个因素的优先级表示为 $P =$
15 $[p_1, p_2, \dots, p_n]$ 。

在一个实施例中, 可以根据多个因素的优先级确定所述对比矩阵的最大特征值, 根据对比矩阵的最大特征值和因素的数量确定所述对比矩阵的一致性指标, 根据对比矩阵的维度确定所述对比矩阵的随机指标, 以及基于对比矩阵的一致性指标和随机指标对所述对比矩阵进行一致性检验。在一个实施
20 例中, 当对比矩阵的一致性指标与随机指标的比值小于预定阈值时, 可以确定对比矩阵通过一致性检验, 接着可以处理通过一致性检验的对比矩阵以确定多个因素的优先级并且将多个因素的优先级作为对应元素的第一权重。

作为示例, 在得到表示多个因素的优先级 P 之后, 可以通过以下公式 (10) 确定对比矩阵 A 的最大特征值 λ_{max} :

$$\lambda_{max} = \sum_{i=1}^n \frac{[AP]_i}{np_i} \quad \text{公式 (10)}$$

其中, i 表示矩阵中元素所在的行数, n 表示因素的数量 (也是矩阵的维
度), p_i 表示向量 P 中的第 i 个元素, $[AP]_i$ 表示 $[AP]$ 中的第 i 个元素。

作为示例，在确定对比矩阵 A 的最大特征值 λ_{max} 之后，可以通过以下公式 (11) 确定对比矩阵 A 的一致性指标 CI ：

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \quad \text{公式 (11)}$$

5

其中， n 表示因素的数量（也是矩阵的维度）， λ_{max} 表示对比矩阵 A 的最大特征值。

作为示例，还可以根据对比矩阵 A 的维度 n 确定对比矩阵 A 的随机指标 RI ，例如通过数学查表的方式来根据对比矩阵 A 的维度 n 确定对比矩阵的随机指标 RI 。作为示例，在确定对比矩阵 A 的一致性指标 CI 和随机指标 RI 之后，可以通过以下公式 (12) 确定对比矩阵 A 的一致性比率 CR ：

$$CR = CI / RI \quad \text{公式 (12)}$$

示例性地，当一致性比率 CR 小于 0.1 时，可以确定对比矩阵通过一致性检验。接着，可以处理通过一致性检验的对比矩阵以确定多个因素的优先级（例如，借助于以上描述的公式 (7) 至公式 (9)）并且将多个因素的优先级作为对应元素的第一权重。示例性地，确定的 n 个因素的优先级可以表示为优先级权重阵 $\check{P} = [\check{p}_1, \check{p}_2, \dots, \check{p}_n]$ ，其可以分别作为 n 个因素的第一权重。

在步骤 S403 中，获取每个因素的时间序列数据，利用根据本申请的一个方面所述的用于构建时序异常检测模型的方法构建的时序异常检测模型至少基于每个因素的时间序列数据来得到多个因素中的每个因素的第二权重。

可选地，在步骤 S403 中，可以将每个因素在多个连续时间段的每个时间段内生成的数据作为所述因素的时间序列数据，将所述每个因素的时间序列数据作为时序矩阵中的一行元素或一列元素来生成以矩阵形式的时序矩阵，所述一行元素或一列元素中的每个元素对应于所述因素在所述每个时间段内生成的数据，以及将所述时序矩阵输入至所述时序异常检测模型，以得到所述多个因素中的每个因素的第二权重。

作为示例，针对第 i 个因素，获取的时间序列数据 B_i 可以表示为

$B_i = \{b_{11}, b_{12}, b_{13}, \dots, b_{1k}, \dots, b_{1t}\}$, 其中 t 表示多个连续时间段的数量, $b_{11}, b_{12}, b_{13}, \dots, b_{1k}, \dots, b_{1t}$ 表示每个时间段内生成的数据。作为示例, 针对 n 个因素, 获取的时序矩阵 B 可以表示为:

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1t} \\ b_{21} & \dots & b_{ij} & \dots \\ \dots & b_{ji} & \dots & \dots \\ b_{n1} & \dots & \dots & b_{nt} \end{bmatrix} \quad \text{公式 (13)}$$

其中, t 表示多个连续时间段的数量, n 表示因素的数量, 矩阵中的每个元素对应于因素在每个时间段内生成的数据, 例如元素 b_{11} 表示第 1 个因素在 t 个连续时间段中的第 1 个时间段内生成的数据, 元素 b_{ij} 表示第 i 个因素在 t 个连续时间段中的第 j 个时间段内生成的数据。示例性地, 时序矩阵 B 中的第一行元素表示第 1 个因素的时间序列数据 B_1 , 时序矩阵 B 中的第二行元素表示第 2 个因素的时间序列数据 B_2 , 以此类推。

作为示例, 可以将如上公式 (13) 所示的时序矩阵 B 输入至根据本申请的一个方面所述的用于构建时序异常检测模型的方法构建的时序异常检测模型, 以得到多个因素中的每个因素的第二权重, 其例如可以表示为时序异常权重阵 $\hat{P} = [\hat{p}_1, \hat{p}_2, \dots, \hat{p}_n]$ 。

在步骤 S405 中, 基于第一权重和第二权重确定对应于多个因素中的每个因素的目标权重。

可选地, 在步骤 S405 中, 可以将第一权重与第二权重的乘积确定为对应于多个因素中的每个因素的目标权重。作为示例, 目标权重 $\bar{P} = [\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_n]$ 可以通过以下公式 (14) 和公式 (15) 来确定:

$$\bar{P} = \check{P} \cdot \hat{P} \quad \text{公式 (14)}$$

$$\bar{p}_i = \check{p}_i * \hat{p}_i, i = \{1, 2, \dots, n\} \quad \text{公式 (15)}$$

其中, $\check{P}$ 表示因素的第一权重, $\hat{P}$ 表示因素的第二权重, n 表示因素的数量, $\check{p}_i$ 表示第 i 个因素的第一权重, $\hat{p}_i$ 表示第 i 个因素的第二权重, 以及 $\bar{p}_i$ 表

示第*i*个因素的目标权重。

可选地，根据本申请的一个或多个实施例的层次分析方法还可以包括获取对应于多个因素中的每个因素的分值，以及基于每个因素的分值和对应于所述因素的目标权重来确定层次分析结果。可选地，可以基于每个因素的分值与对应于所述因素的目标权重的乘积的总和来确定层次分析结果。作为示例，可以通过以下公式（16）来确定利用层次分析方法得到的作为层次分析结果的决策值*S*：

$$S = \bar{P} \times \bar{V} = \sum_{i=1}^n \bar{p}_i \bar{v}_i \quad \text{公式 (16)}$$

10

其中， $\bar{P}$ 表示因素的目标权重， $\bar{V} = [\bar{v}_1, \bar{v}_2, \dots, \bar{v}_n]$ 表示经过归一化处理的因素的分值，*n*表示因素的数量， $\bar{p}_i$ 表示第*i*个因素的目标权重，以及 $\bar{v}_i$ 表示第*i*个因素的分值。

以下将以对供应商价值进行评估为例进一步描述根据本申请的一个或多个实施例的层次分析方法的具体实施方式。

如以上结合图 1 所述，当第一层的问题概述所描述的待解决的决策问题为商户价值评估时，第二层的因素体系可以包括 5 个因素，即 $M = \{m_1, m_2, m_3, m_4, m_5\} = \{\text{营业额、利润、市场份额、客户量、交易笔数}\}$ ，第三层的候选决策可以实现为对商户的价值评分。

20 作为示例，可以通过自动化构建的方式基于 m_1, m_2, m_3, m_4, m_5 得到如下公式（17）所示的对比矩阵*A*：

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1/2 & 4 & 3 & 3 \\ 2 & 1 & 7 & 5 & 5 \\ 1/4 & 1/7 & 1 & 1/2 & 1/3 \\ 1/3 & 1/5 & 2 & 1 & 1 \\ 1/3 & 1/5 & 3 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{公式 (17)}$$

25 作为示例，可以参考以上公式（7）至公式（12）及其相关描述处理对比矩阵*A*以确定 5 个因素的优先级，以及利用所述 5 个因素的优先级对对比矩阵*A*进行一致性检验，并利用通过一致性检验的对比矩阵确定 5 个因素中的每个因素的第一权重。示例性地，确定的 5 个因素的优先级可以表示为优

先级权重阵 $\tilde{P} = [0.262, 0.474, 0.054, 0.099, 0.110]$ ，其可以分别作为 5 个因素的第一权重。

接着，可以获取 5 个因素的时间序列数据，利用根据本申请的一个方面所述的用于构建时序异常检测模型的方法构建的时序异常检测模型至少基
 5 于每个因素的时间序列数据来得到 5 个因素中的每个因素的第二权重。示例性地，针对因素之一的营业额，可以获取在连续的 36 个月的每个月内累计的营业额作为该因素的时间序列数据；针对因素之一的利润，可以获取在连续的 36 个月的每个月内累计的利润作为该因素的时间序列数据。以此类推，
 针对营业额、利润、市场份额、客户量、交易笔数 5 个因素，可以分别获取
 10 在连续的 36 个月的每个月内生成的数据作为相应因素的时间序列数据，由此获取 5 个因素营业额、利润、市场份额、客户量、交易笔数的时间序列数据。

作为示例，参考以上步骤 S403 的描述，可以将上述 5 个因素在 36 个月内的时间序列数据转换为矩阵形式以构建如下公式 (18) 所示的行数为 5、
 15 列数为 36 的时序矩阵 B ：

$$B = \begin{bmatrix} 342213 & 451131 & \dots & \dots & 419872 \\ 243287 & 312764 & \dots & \dots & 298745 \\ 0.15 & 0.14 & \dots & \dots & 0.99 \\ 2341 & 99999 & \dots & \dots & 1987 \\ 5435 & 4892 & \dots & \dots & 4329 \end{bmatrix} \quad \text{公式 (18)}$$

作为示例，可以将如上公式 (18) 所示的时序矩阵 B 输入至根据本申请的一个方面所述的用于构建时序异常检测模型的方法构建的时序异常检测模型，以得到 5 个因素中的每个因素的第二权重，其例如可以表示为时序异常权重阵 $\hat{P} = [0.83, 0.78, 0.02, 0.03, 0.92]$ 。

接着，可以基于上述 5 个因素的第一权重和第二权重确定对应于 5 个因素中的每个因素的目标权重。可选地，可以将 5 个因素的第一权重与第二权
 25 重的乘积确定为对应于 5 个因素的因素中的每个因素的目标权重。作为示例，目标权重 $\bar{P} = [\bar{p}_1, \bar{p}_2, \dots, \bar{p}_5]$ 可以参考以上公式 (14) 和公式 (15) 来确定为 $\bar{P} = [0.217, 0.370, 0.001, 0.003, 0.01]$ 。

在确定 5 个因素中的每个因素的目标权重后，可以获取对应于 5 个因素中的每个因素的分值，以及基于 5 个因素的分值和对应于所述因素的目标权重来确定层次分析结果。可选地，可以基于每个因素的分值与对应于所述因素的目标权重的乘积的总和来确定层次分析结果。作为示例，可以利用以下
5 公式 (19) 来确定利用层次分析方法得到的作为层次分析结果的决策值S：

$$S = \bar{P} \times \bar{V} = \sum_{i=1}^n \bar{p}_i \bar{v}_i = 0.217 \times 0.36 + 0.370 \times 0.27 + 0.001 \times 0.16 + 0.003 \times 0.23 + 0.01 \times 0.52 = 0.184$$

公式 (19)

10

其中， $\bar{V} = [0.36, 0.27, 0.16, 0.23, 0.52]$ 表示经过归一化处理的 5 个因素的分值， $\bar{P} = [0.217, 0.370, 0.001, 0.003, 0.01]$ 表示 5 个因素的目标权重，决策值 0.184 可以作为对供应商价值进行评估的估值结果。

图 5 示出了根据本申请的一个或多个实施例的层次分析系统的框图。

15

如图 5 中所示，层次分析系统 50 包括通信单元 510、存储器 520 (例如，诸如闪存、ROM、硬盘驱动器、磁盘、光盘之类的非易失存储器)、处理器 530 以及存储在存储器 520 上并可在处理器 530 上运行的计算机程序 540。

通信单元 510 作为通信接口，被配置为在层次分析系统 50 与外部设备或网络 (例如，云端服务器、移动终端等) 之间建立通信连接。

20

存储器 520 存储可由处理器 530 执行的计算机程序 540。此外，存储器 520 还可存储处理器 530 执行计算机程序时生成的数据 (例如，因素的第一权重、因素的第二权重、因素的目标权重等) 和经通信单元 510 从外部接收的数据或命令。

25

处理器 530 配置为执行计算机程序 540 以实施根据本申请的一个或多个实施例的层次分析方法。

30

本申请也可以被实施为一种计算机可读存储介质，所述计算机存储介质包括指令，所述指令在运行时执行按照本申请的一个方面的用于构建时序异常检测模型的方法。另外，本申请也可以被实施为一种计算机可读存储介质，所述计算机存储介质包括指令，所述指令在运行时执行按照本申请的一个方面的层次分析方法。

在可适用的情况下，可以使用硬件、软件或硬件和软件的组合来实现由本申请提供的各种实施例。而且，在可适用的情况下，在不脱离本申请的范围的情况下，本文中阐述的各种硬件部件和/或软件部件可以被组合成包括软件、硬件和/或两者的复合部件。在可适用的情况下，在不脱离本申请的范围的情况下，本文中阐述的各种硬件部件和/或软件部件可以被分成包括软件、硬件或两者的子部件。另外，在可适用的情况下，预期的是，软件部件可以被实现为硬件部件，以及反之亦然。

根据本申请的软件（诸如程序代码和/或数据）可以被存储在一个或多个计算机存储介质上。还预期的是，可以使用联网的和/或以其他方式的一个或多个通用或专用计算机和/或系统来实现本文中标识的软件。在可适用的情况下，本文中描述的各个步骤的顺序可以被改变、被组合成复合步骤和/或被分成子步骤以提供本文中描述的特征。

提供本文中提出的实施例和示例，以便最好地说明按照本申请及其特定应用的实施例，并且由此使本领域的技术人员能够实施和使用本申请。但是，本领域的技术人员将会知道，仅为了便于说明和举例而提供以上描述和示例。所提出的描述不是意在涵盖本申请的各个方面或者将本申请局限于所公开的精确形式。

权 利 要 求 书

1. 一种用于构建时序异常检测模型的方法，其特征在于，所述方法包括下列步骤：
- 5 获取时间序列数据集，所述时间序列数据集包括一个或多个因素的时间序列数据；
- 基于所述时间序列数据集生成训练数据集；以及
- 至少利用所述训练数据集训练神经网络模型以构建所述时序异常检测模型，所述神经网络模型中的层偏置参数基于由所述训练数据集确定的熵信息来调和。
- 10 2. 根据权利要求1所述的方法，其中获取时间序列数据集包括：
- 将每个因素在多个连续时间段的每个时间段内生成的数据作为所述因素的时间序列数据；以及
- 基于所述一个或多个因素中的每个因素的时间序列数据来获取所述时间序列数据集。
- 15 3. 根据权利要求1所述的方法，其中基于所述时间序列数据集生成训练数据集包括：
- 将所述时间序列数据集转换为矩阵形式以生成所述训练数据集。
4. 根据权利要求2或3所述的方法，其中将所述时间序列数据集转换为
- 20 矩阵形式以生成所述训练数据集包括：
- 将所述时间序列数据集中的每个因素的时间序列数据作为矩阵中的一行元素或一列元素以生成所述训练数据集，所述一行元素或一列元素中的每个元素对应于所述因素在每个时间段内生成的数据。
5. 根据权利要求1所述的方法，其中所述方法还包括：
- 25 基于每个因素的时间序列数据的连续变化趋势判断所述时间序列数据是否存在异常；
- 根据判断结果确定对应于所述每个因素的时间序列数据的时序异常标签以获取对应于所述时间序列数据集的时序异常标签集；以及
- 利用损失函数基于所述时序异常标签集和训练的神经网络模型的输出来更新所述训练的神经网络模型，以构建所述时序异常检测模型。
- 30

6. 根据权利要求1所述的方法，其中所述神经网络模型包括：

第一层，所述第一层利用第一激活函数与基于由所述训练数据集确定的熵信息所调和的第一层偏置参数来构建；

第二层，所述第二层利用第二激活函数与基于由所述训练数据集确定的熵信息所调和的第二层偏置参数来构建；以及

输出层，所述输出层利用 softmax 函数来构建。

7. 根据权利要求6所述的方法，其中所述神经网络模型进一步通过以下方式来构建：

基于第一层权重和所述训练数据集来确定所述第一激活函数的输入；

基于第二层权重和所述第一层的输出来确定所述第二激活函数的输入；以及

基于所述第二层的输出来确定所述 softmax 函数的输入。

8. 根据权利要求1所述的方法，其中所述神经网络模型中的层偏置参数通过以下方式来调和：

通过将由所述训练数据集确定的熵信息乘以所述神经网络模型中的层偏置参数来调和所述层偏置参数。

9. 根据权利要求4所述的方法，其中所述熵信息通过以下步骤来确定：

针对所述训练数据集中的每行或每列元素，确定所述行或所述列中的每个元素相对于所述行或所述列中的元素的概率因子；

利用所述概率因子确定所述行或所述列中的元素的信息量；以及

将所述行或所述列中的元素的信息量作为对应于所述行或所述列中的元素的元素的时间序列数据的所述熵信息。

10. 根据权利要求9所述的方法，其中所述概率因子通过以下步骤来确定：

将所述行或所述列中的每个元素与所述行或所述列中的元素总和的比值作为所述概率因子。

11. 根据权利要求1所述的方法，其中所述时序异常检测模型至少用于在层次分析法中根据一个或多个因素的时间序列数据来修正所述一个或多个因素的权重。

12. 一种用于构建时序异常检测模型的系统，其特征在于，所述系统包

括：

存储器；

与所述存储器耦合的处理器；以及

存储在所述存储器上并在所述处理器上运行的计算机程序，所述计算机

5 程序的运行导致下列操作：

获取时间序列数据集，所述时间序列数据集包括一个或多个因素的时间序列数据；

基于所述时间序列数据集生成训练数据集；以及

至少利用所述训练数据集训练神经网络模型以构建所述时序异常检测
10 模型，所述神经网络模型中的层偏置参数基于由所述训练数据集确定的熵信息来调和。

13. 根据权利要求 12 所述的系统，其中所述计算机程序的运行导致获取时间序列数据集包括：

将每个因素在多个连续时间段的每个时间段内生成的数据作为所述因
15 素的时间序列数据；以及

基于所述一个或多个因素中的每个因素的时间序列数据来获取所述时间序列数据集。

14. 根据权利要求 12 所述的系统，其中所述计算机程序的运行导致基于所述时间序列数据集生成训练数据集包括：

20 将所述时间序列数据集转换为矩阵形式以生成所述训练数据集。

15. 根据权利要求 13 或 14 所述的系统，其中所述计算机程序的运行导致将所述时间序列数据集转换为矩阵形式以生成所述训练数据集包括：

将所述时间序列数据集中的每个因素的时间序列数据作为矩阵中的一行元素或一列元素以生成所述训练数据集，所述一行元素或一列元素中的每个元素对应于所述因素在每个时间段内生成的数据。
25

16. 根据权利要求 12 所述的系统，其中所述计算机程序的运行进一步导致下列操作：

基于每个因素的时间序列数据的连续变化趋势判断所述时间序列数据是否存在异常；

30 根据判断结果确定对应于所述每个因素的时间序列数据的时序异常标

致以获取对应于所述时间序列数据集的时序异常标签集；以及

利用损失函数基于所述时序异常标签集和训练的神经网络模型的输出来更新所述训练的神经网络模型，以构建所述时序异常检测模型。

17. 根据权利要求 12 所述的系统，其中所述神经网络模型包括：

5 第一层，所述第一层利用第一激活函数与基于由所述训练数据集确定的熵信息所调和的第一层偏置参数来构建；

第二层，所述第二层利用第二激活函数与基于由所述训练数据集确定的熵信息所调和的第二层偏置参数来构建；以及

输出层，所述输出层利用 softmax 函数来构建。

10 18. 根据权利要求 17 所述的系统，其中所述计算机程序的运行进一步导致所述神经网络模型进一步通过以下方式构建：

基于第一层权重和所述训练数据集来确定所述第一激活函数的输入；

基于第二层权重和所述第一层的输出来确定所述第二激活函数的输入；

以及

15 基于所述第二层的输出来确定所述 softmax 函数的输入。

19. 根据权利要求 12 所述的系统，其中所述计算机程序的运行进一步导致所述神经网络模型中的层偏置参数通过以下方式来调和：

通过将由所述训练数据集确定的熵信息乘以所述神经网络模型中的层偏置参数来调和所述层偏置参数。

20 20. 根据权利要求 15 所述的系统，其中所述计算机程序的运行进一步导致所述熵信息通过以下步骤来确定：

针对所述训练数据集中的每行或每列元素，确定所述行或所述列中的每个元素相对于所述行或所述列中的元素的概率因子；

利用所述概率因子确定所述行或所述列中的元素的信息量；以及

25 将所述行或所述列中的元素的信息量作为对应于所述行或所述列中的元素的元素的时间序列数据的所述熵信息。

21. 根据权利要求 20 所述的系统，其中所述计算机程序的运行进一步导致所述概率因子通过以下步骤来确定：

30 将所述行或所述列中的每个元素与所述行或所述列中的元素总和的比值作为所述概率因子。

22. 根据权利要求 12 所述的系统, 其中所述时序异常检测模型至少用于在层次分析法中根据一个或多个因素的时间序列数据来修正所述一个或多个因素的权重。

23. 一种计算机可读存储介质, 其特征在于, 所述计算机存储介质包括指令, 所述指令在运行时执行根据权利要求 1-11 中的任一项所述的用于构建时序异常检测模型的方法。

24. 一种层次分析方法, 其特征在于, 所述层次分析方法包括下列步骤:

获取与目标任务相关联的多个因素中的每个因素的第一权重;

获取每个因素的时间序列数据, 利用根据权利要求 1-11 中的任一项所述的用于构建时序异常检测模型的方法构建的时序异常检测模型至少基于所述每个因素的时间序列数据来得到所述多个因素中的每个因素的第二权重; 以及

基于所述第一权重和所述第二权重确定对应于所述多个因素中的每个因素的目标权重。

25. 根据权利要求 24 所述的方法, 其中获取与目标任务相关联的多个因素中的每个因素的第一权重包括:

基于所述多个因素之间的重要程度的两两比较构造对比矩阵;

处理所述对比矩阵以确定所述多个因素的优先级; 以及

利用所述多个因素的优先级对所述对比矩阵进行一致性检验, 并利用通过一致性检验的对比矩阵确定所述多个因素中的每个因素的第一权重。

26. 根据权利要求 25 所述的方法, 其中处理所述对比矩阵以确定所述多个因素的优先级包括:

对所述对比矩阵中的每一列的元素进行求和以得到每一列的元素总和;

将所述对比矩阵中的每个元素除以对应列的元素总和以生成列平均的对比矩阵; 以及

确定所述列平均的对比矩阵中的每一行元素的平均值以作为所述多个因素的优先级。

27. 根据权利要求 25 所述的方法, 其中利用所述多个因素的优先级对所述对比矩阵进行一致性检验包括:

根据所述多个因素的优先级确定所述对比矩阵的最大特征值;

根据所述对比矩阵的最大特征值和因素的数量确定所述对比矩阵的一致性指标；

根据所述对比矩阵的维度确定所述对比矩阵的随机指标；以及

5 基于所述对比矩阵的一致性指标和随机指标对所述对比矩阵进行一致性检验。

28. 根据权利要求 27 所述的方法，其中所述方法还包括：

响应于所述对比矩阵的一致性指标与随机指标的比值小于预定阈值而确定所述对比矩阵通过一致性检验；

10 处理通过一致性检验的对比矩阵以确定所述多个因素的优先级；以及将所述多个因素的优先级作为对应元素的第一权重。

29. 根据权利要求 24 所述的方法，其中所述多个因素中的每个因素的第二权重进一步通过以下方式得到：

将每个因素在多个连续时间段的每个时间段内生成的数据作为所述因素的时间序列数据；

15 将所述每个因素的时间序列数据作为时序矩阵中的一行元素或一列元素来生成以矩阵形式的时序矩阵，所述一行元素或一列元素中的每个元素对应于所述因素在所述每个时间段内生成的数据；以及

将所述时序矩阵输入至所述时序异常检测模型，以得到所述多个因素中的每个因素的第二权重。

20 30. 根据权利要求 24 所述的方法，其中基于所述第一权重和所述第二权重确定对应于所述多个因素中的每个因素的目标权重包括：

将所述第一权重与所述第二权重的乘积确定为对应于所述多个因素中的每个因素的目标权重。

31. 根据权利要求 24 所述的方法，其中所述方法还包括：

25 获取对应于所述多个因素中的每个因素的分值；以及

基于所述每个因素的分值和对应于所述因素的目标权重来确定层次分析结果。

32. 根据权利要求 31 所述的方法，其中基于所述每个因素的分值和对应于所述因素的目标权重来确定层次分析结果包括：

30 基于所述每个因素的分值与对应于所述因素的目标权重的乘积的总和

来确定所述层次分析结果。

33. 一种层次分析系统，其特征在于，所述层次分析系统包括：

存储器；

与所述存储器耦合的处理器；以及

5 存储在所述存储器上并在所述处理器上运行的计算机程序，所述计算机程序的运行导致下列操作：

获取与目标任务相关联的多个因素中的每个因素的第一权重；

获取每个因素的时间序列数据，利用根据权利要求 1-11 中的任一项所述的用于构建时序异常检测模型的方法构建的时序异常检测模型至少基于
10 所述每个因素的时间序列数据来得到所述多个因素中的每个因素的第二权重；以及

基于所述第一权重和所述第二权重确定对应于所述多个因素中的每个因素的目标权重。

34. 根据权利要求 33 所述的系统，其中所述计算机程序的运行导致获取
15 与目标任务相关联的多个因素中的每个因素的第一权重包括：

基于所述多个因素之间的重要程度的两两比较构造对比矩阵；

处理所述对比矩阵以确定所述多个因素的优先级；以及

利用所述多个因素的优先级对所述对比矩阵进行一致性检验，并利用通过一致性检验的对比矩阵确定所述多个因素中的每个因素的第一权重。

20 35. 根据权利要求 34 所述的系统，其中所述计算机程序的运行导致处理所述对比矩阵以确定所述多个因素的优先级包括：

对所述对比矩阵中的每一列的元素进行求和以得到每一列的元素总和；

将所述对比矩阵中的每个元素除以对应列的元素总和以生成列平均的对比矩阵；以及

25 确定所述列平均的对比矩阵中的每一行元素的平均值以作为所述多个因素的优先级。

36. 根据权利要求 34 所述的系统，其中所述计算机程序的运行导致利用所述多个因素的优先级对所述对比矩阵进行一致性检验包括：

根据所述多个因素的优先级确定所述对比矩阵的最大特征值；

30 根据所述对比矩阵的最大特征值和因素的数量确定所述对比矩阵的一

致性指标；

根据所述对比矩阵的维度确定所述对比矩阵的随机指标；以及

基于所述对比矩阵的一致性指标和随机指标对所述对比矩阵进行一致性检验。

- 5 37. 根据权利要求 36 所述的系统,其中所述计算机程序的运行进一步导致:

响应于所述对比矩阵的一致性指标与随机指标的比值小于预定阈值而确定所述对比矩阵通过一致性检验;

处理通过一致性检验的对比矩阵以确定所述多个因素的优先级;以及

- 10 将所述多个因素的优先级作为对应元素的第一权重。

38. 根据权利要求 33 所述的系统,其中所述计算机程序的运行导致所述多个因素中的每个因素的第二权重进一步通过以下方式得到:

将每个因素在多个连续时间段的每个时间段内生成的数据作为所述因素的时间序列数据;

- 15 将所述每个因素的时间序列数据作为时序矩阵中的一行元素或一列元素来生成以矩阵形式的时序矩阵,所述一行元素或一列元素中的每个元素对应于所述因素在所述每个时间段内生成的数据;以及

将所述时序矩阵输入至所述时序异常检测模型,以得到所述多个因素中的每个因素的第二权重。

- 20 39. 根据权利要求 33 所述的系统,其中所述计算机程序的运行导致基于所述第一权重和所述第二权重确定对应于所述多个因素中的每个因素的目标权重包括:

将所述第一权重与所述第二权重的乘积确定为对应于所述多个因素中的每个因素的目标权重。

- 25 40. 根据权利要求 33 所述的系统,其中所述计算机程序的运行进一步导致:

获取对应于所述多个因素中的每个因素的分值;以及

基于所述每个因素的分值和对应于所述因素的目标权重来确定层次分析结果。

- 30 41. 根据权利要求 40 所述的系统,其中所述计算机程序的运行导致基于

所述每个因素的分值和对应于所述因素的目标权重来确定层次分析结果包括：

基于所述每个因素的分值与对应于所述因素的目标权重的乘积的总和来确定所述层次分析结果。

- 5 42. 一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机存储介质包括指令，所述指令在运行时执行根据权利要求 24-32 中的任一项所述的层次分析方法。