

构建对比矩阵的方法和系统以及层次分析方法和系统

本申请对提交于 2023 年 7 月 31 日并且发明名称为“构建对比矩阵的方法和系统以及层次分析方法和系统”的中国专利申请 202310953347.7 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

本申请涉及机器学习技术领域，并且更具体地涉及用于训练矩阵生成器的方法和系统、用于构建对比矩阵的方法和系统、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问题处理过程转化为若干因素两两之间重要性的比较，从而把难以量化的定性判断转化为可操作的重要性的比较。具体地，层次分析法将涉及多因素的决策任务转化为对比矩阵，而后通过求解对比矩阵特征向量的办法求得每一层次的各因素对上一层次某因素的优先权重，是一种将定性和定量相结合的方法。自从层次分析法被提出之后，其被广泛地应用于各种领域中的各个方面，例如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。

通常，层次分析方法一般包括问题建模、对比矩阵的构建、优先级推导和一致性检验四个步骤。目前，对比矩阵的构建过程需要通过专家人工的比较和打分来实现。然而，随着多因素的决策任务的复杂度提高，其涉及的因素数量倍增，导致需要耗费大量的人力和物力来构建对比矩阵。此外，人工基于局限性认知构建的对比矩阵存在局限性，甚至有时无法人工构建出对比矩阵，影响了层次分析法的处理效率并限制了层次分析法的应用领域。

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，提供一种用于训练矩阵生成器的方法，所述矩阵生成器包括因素判别模型和层级评分模型，所述方法包括下列步骤：获取因素特征组合的集合以及每个因素特征组合的因素判别标签和层级评分标签；将所述因素特征组合的集合和每个因素特征组合的因素判别标签作为第一训练集训练第一神经网络模型并利用第一损失函数更新训练的第一神经网络模型，以得到所述因素判别模型；以及将所述因素特征组合的集合和每个因素特征组合的层级评分标签作为第二训练集训练第二神经网络模型并利用第二损失函数更新训练的第二神经网络模型，以得到所述层级评分模型，其中，所述第二损失函数至少基于所述因素判别模型输出的因素判别结果和训练的所述第二神经网络模型输出的层级评分结果的倒数来构建。

根据本申请一实施例所述的用于训练矩阵生成器的方法，其中所述矩阵生成器用于在层次分析法中根据多个输入因素生成对比矩阵。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于训练矩阵生成器的方法，其中获取因素特征组合的集合包括：获取多个因素和多个因素中的每个因素的语义向量；将多个因素中的每个因素的语义向量组合为因素特征的集合；将所述因素特征的集合中的因素特征进行两两组合以生成多个因素特征对；以及将所述多个因素特征对作为所述因素特征组合的集合，其中每个因素特征组合包括第一因素的语义向量和第二因素的语义向量。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于训练矩阵生成器的方法，其中获取每个因素特征组合的因素判别标签包括：基于第一因素相较于第二因素的重要性来获取每个因素特征组合的因素判别标签。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于训练矩阵生成器的方法，其中获取每个因素特征组合的因素判别标签进一步包括：响应于确定所述第一因素比所述第二因素重要而将所述因素判别标签设置为第一值；以及响应于确定所述第二因素比所述第一因素重要而将所述因素判别标签设置为第二值。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于训练矩阵生成器的方法，其中获取每个因素特征组合的层级评分标签包括：基于第一因素相较于第二因素的重要性程度来获取每个因素特征组合的层级评分标签。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于训练矩阵生成器

的方法，其中获取每个因素特征组合的层级评分标签进一步包括：确定用于表示所述第一因素相较于所述第二因素的重要性程度的评分；响应于所述第一因素比所述第二因素重要而将所述层级评分标签设置为所述评分；以及响应于所述第二因素比所述第一因素重要而将所述层级评分标签设置为所述评分的倒数。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于训练矩阵生成器的方法，其中所述第一损失函数基于每个因素特征组合的因素判别标签和训练的第一神经网络模型输出的因素判别结果来构建。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于训练矩阵生成器的方法，其中利用第一损失函数更新训练的第一神经网络模型包括：利用所述第一损失函数调整所述训练的第一神经网络模型的参数直至所述第一损失函数处于收敛状态，以得到所述因素判别模型。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于训练矩阵生成器的方法，其中所述第二损失函数基于每个因素特征组合的层级评分标签、所述因素判别模型输出的因素判别结果、训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果、训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果的倒数来构建。

根据本申请一实施例或以上任一实施例的所述的用于训练矩阵生成器的方法，其中利用第二损失函数更新训练的第二神经网络模型包括：利用所述第二损失函数调整所述训练的第二神经网络模型的参数直至所述第二损失函数处于收敛状态，以得到所述层级评分模型。

按照本申请的第二方面，提供一种用于训练矩阵生成器的系统，所述矩阵生成器包括因素判别模型和层级评分模型，所述系统包括：获取单元，其配置成获取因素特征组合的集合以及每个因素特征组合的因素判别标签和层级评分标签；第一训练单元，其配置成将所述因素特征组合的集合和每个因素特征组合的因素判别标签作为第一训练集训练第一神经网络模型并利用第一损失函数更新训练的第一神经网络模型，以得到所述因素判别模型；以及第二训练单元，其配置成将所述因素特征组合的集合和每个因素特征组合的层级评分标签作为第二训练集训练第二神经网络模型并利用第二损失函数更新训练的第二神经网络模型，以得到所述层级评分模型，其中，所述第二损失函数至少基于所述因素判别模型输出的因素判别结果和训练的第

二神经网络模型输出的层级评分结果的倒数来构建。

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训练矩阵生成器的方法的步骤。

- 5 根据本申请的第四方面，提供一种用于构建对比矩阵的方法，所述方法包括下列步骤：获取因素特征的集合；以及将所述因素特征的集合输入至矩阵生成器以得到对比矩阵，其中所述矩阵生成器利用根据本申请第一方面所述的用于训练矩阵生成器的方法进行训练。

- 10 根据本申请的第五方面，提供一种用于构建对比矩阵的系统，所述系统包括：获取单元，其配置成获取因素特征的集合；以及矩阵生成器，其配置成处理所述因素特征的集合以得到对比矩阵，其中所述矩阵生成器利用根据本申请第一方面所述的用于训练矩阵生成器的方法进行训练。

- 15 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用于构建对比矩阵的方法的步骤。

- 根据本申请的第七方面，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的因素特征的集合；将所述因素特征的集合输入至矩阵生成器以得到对比矩阵，其中所述矩阵生成器利用根据本申请第一方面所述的用于训练矩阵生成器的方法进行训练；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，并利用一致性检验通过的对比矩阵确定所述多个因素的权重。
- 20

- 根据本申请的第八方面，提供一种层次分析系统，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的因素特征的集合；将所述因素特征的集合输入至矩阵生成器以得到对比矩阵，其中所述矩阵生成器利用根据本申请第一方面所述的用于训练矩阵生成器的方法进行训练；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，并利用一致性检验通过的对比矩阵确定所述多个因素的
- 25
- 30

权重。

根据本申请的第九方面，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七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，通过利用训练的矩阵生成器基于因素特征的集合来自动构建对比矩阵，能够节省对比矩阵构建过程中的人力耗费，提高利用层次分析法的处理问题的效率和准确率，并且拓宽层次分析法的应用领域。

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训练矩阵生成器的方法的流程图。

图3示出了根据本申请的一个或多个实施例的用于训练矩阵生成器的系统的框图。

图4示出了根据本申请的一个或多个实施例的用于构建对比矩阵的方法的流程图。

图5示出了根据本申请的一个或多个实施例的用于构建对比矩阵的系统框图。

图6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7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。

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。

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。

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。

5 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。

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 $M=\{m_1, m_2, m_3, \dots, m_k, \dots, m_n\}$ ，
10 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
15 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。

在传统的层次分析方法中，基于第二层的因素体系构建对比矩阵的过程需要专家参与比较和打分。然而，当决策问题中需要比较的因素的数量倍增
20 时，通过人工比较和打分来构建对比矩阵的方式不仅耗时耗力，而且难以满足实际需求，甚至无法构建出对比矩阵。

图2示出了根据本申请的一个或多个实施例的用于训练矩阵生成器的方法的流程图，其中矩阵生成器包括因素判别模型和层级评分模型。可选地，矩阵生成器可以用于在层次分析法中根据多个输入因素生成对比矩阵。

25 如图2中所示，在步骤S201中，获取因素特征组合的集合以及每个因素特征组合的因素判别标签和层级评分标签。

可选地，在步骤S201中，可以获取多个因素和多个因素中的每个因素的语义向量，将多个因素中的每个因素的语义向量组合为因素特征的集合，将所述因素特征的集合中的因素特征进行两两组合以生成多个因素特征对，
30 以及将所述多个因素特征对作为因素特征组合的集合，其中每个因素特征组

合可以包括第一因素的语义向量和第二因素的语义向量。

- 在一个实施例中，可以将获取的处理待解决的决策问题所涉及的多个因素表示为集合 $M=\{m_1, m_2, m_3, \dots, m_k, \dots, m_n\}$ ，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。接着，可以通过自然语言来表示多个因素，例如可以通过预训练的自然语言模型（例如，BERT、GPT 等）来获取多个因素中的每个因素的语义向量，构成因素特征的集合 $ME=\{em_1, em_2, em_3, \dots, em_k, \dots, em_n\}$ ，其中 $em_k \in \mathbb{R}^t$ ，表示因素 m_k 的语义向量， t 表示语义向量的维度， n 表示集合 ME 的大小，即因素的语义向量的数量。在获取因素特征的集合 $ME=\{em_1, em_2, em_3, \dots, em_k, \dots, em_n\}$ 之后，
- 10 可以将因素特征的集合 ME 中的因素特征 $em_1, em_2, em_3, \dots, em_k, \dots, em_n$ 进行两两组合以生成多个因素特征对，例如可以将因素特征 em_1 和 em_2 组合以生成一个因素特征对 (em_1, em_2) 。示例性地，可以收集多领域的 N 个因素并进行特征表示，而后将多个因素特征对作为因素特征组合的集合 CME 并且表示为 $(em_i, em_j) \in CME, i \neq j, i, j = \{1, 2, 3, \dots, N\}$ ，其中 N 表示因素的个数。
- 15 在一个实施例中，可以基于一个因素特征组合中对应的第一因素相较于第二因素的重要性来获取该因素特征组合的因素判别标签。当确定第一因素比第二因素重要时，可以将由第一因素和第二因素组成的因素特征组合的因素判别标签设置为第一值；以及当确定第二因素比第一因素重要时，可以将由第一因素和第二因素组成的因素特征组合的因素判别标签设置为第二值。
- 20 示例性地，针对因素特征组合 (em_i, em_j) ，可以通过以下公式（1）来设置因素特征组合 (em_i, em_j) 的因素判别标签 $flag_{ij}$ ：

$$flag_{ij} = \begin{cases} 0, & em_i < em_j \\ 1, & em_i > em_j \end{cases} \quad \text{公式 (1)}$$

- 25 其中， $em_i > em_j$ 表示因素 m_i 比因素 m_j 重要，此时可以将因素特征组合 (em_i, em_j) 的因素判别标签 $flag_{ij}$ 设置为 1；以及 $em_i < em_j$ 表示因素 m_j 比因素 m_i 重要，此时可以将因素特征组合 (em_i, em_j) 的因素判别标签 $flag_{ij}$ 设置为 0。

在一个实施例中，可以基于一个因素特征组合中对应的第一因素相较于

第二因素的重要性程度来获取该因素特征组合的层级评分标签。可选地，可以确定用于表示第一因素相较于第二因素的重要性程度的评分，当第一因素比第二因素重要时将层级评分标签设置为所述评分，以及当第二因素比第一因素重要时将层级评分标签设置为所述评分的倒数。示例性地，重要性程度的评分可以包含 9 个等级，分别为 $\{1,2,3,4,5,6,7,8,9\}$ ，评分越高表示第一因素相较于第二因素的重要性程度越高，例如，评分 1 表示第一因素和第二因素具有同样的重要性，评分 3 表示第一因素比第二因素稍微重要，评分 5 表示第一因素比第二因素明显重要，评分 9 表示第一因素比第二因素极端重要。示例性地，针对因素特征组合 (em_i, em_j) ，可以通过以下公式 (2) 来利用因素 m_i 相对于因素 m_j 的重要性程度的评分 $score$ 来设置因素特征组合 (em_i, em_j) 的层级评分标签 $score_level_{ij}$ ：

$$score_level_{ij} = \begin{cases} 1/score, & em_i < em_j \\ score, & em_i > em_j \end{cases} \quad \text{公式 (2)}$$

其中， $em_i > em_j$ 表示因素 m_i 比因素 m_j 重要，此时可以将因素特征组合 (em_i, em_j) 的层级评分标签 $score_level_{ij}$ 设置为评分 $score$ ；以及 $em_i < em_j$ 表示因素 m_j 比因素 m_i 重要，此时可以将因素特征组合 (em_i, em_j) 的层级评分标签 $score_level_{ij}$ 设置为 $1/score$ 。示例性地， $score \in \{1,2,3,4,5,6,7,8,9\}$ ，表示因素 m_i 相较于因素 m_j 的重要性程度的评分。

在步骤 S203 中，将因素特征组合的集合和每个因素特征组合的因素判别标签作为第一训练集训练第一神经网络模型并利用第一损失函数更新训练的第一神经网络模型，以得到因素判别模型。

参考以上的示例，在获取因素特征组合 (em_i, em_j) 以及对应的因素判别标签 $flag_{ij}$ 后，可以将第一训练集 SC 设置为：

$$SC = \{SC_1, SC_2, SC_3, \dots, SC_k, \dots, SC_{N(N-1)/2}\} \quad \text{公式 (3)}$$

其中 $SC_{N(i-1)-(i(i+1))/2+j} = ((em_i, em_j), flag_{ij})$ ， N 表示因素的数量。

可选地，第一神经网络模型可以包括第一层、第二层和输出层，其可以

分别构造为如下：

$$\begin{aligned} Z_1 &= W_1(em_i, em_j) + b_1 \\ Z_2 &= W_2 Z_1 + b_2 \\ \hat{y} &= softmax(Z_2) \end{aligned} \quad \text{公式(4)}$$

5

其中， Z_1 为第一层的输出， (em_i, em_j) 为第一层的输入， W_1 表示第一层的权重， b_1 表示第一层的偏置； Z_2 为第二层的输出， Z_1 为第二层的输入， W_2 表示第二层的权重， b_2 表示第二层的偏置； $\hat{y}$ 为输出层的输出， Z_2 为输出层的输入。示例性地， $softmax(x) = \frac{e^x}{\sum_k e^x}$ ，其中 e 表示自然底数， K 表示 x 所在集合的元素总数。

10

可选地，第一损失函数可以基于每个因素特征组合的因素判别标签和训练的第一神经网络模型输出的因素判别结果来构建。示例性地，第一损失函数 $L_{sc}(y, \hat{y})$ 可以构造如下：

15

$$L_{sc}(y, \hat{y}) = - \sum_{i=1}^{N(N-1)/2} y_i \ln \hat{y}_i + (1 - y_i) \ln(1 - \hat{y}_i) \quad \text{公式(5)}$$

其中， $\ln$ 表示 $\log$ 以 e 为底的对数 y 表示因素判别标签， $\hat{y}$ 表示训练的第一神经网络模型输出的因素判别结果。

20

可选地，在步骤S203中，可以利用第一损失函数调整训练的第一神经网络模型的参数直至所述第一损失函数处于收敛状态，以得到因素判别模型。

25

在步骤S205中，将因素特征组合的集合和每个因素特征组合的层级评分标签作为第二训练集训练第二神经网络模型并利用第二损失函数更新训练的第二神经网络模型，以得到层级评分模型。第二损失函数至少基于因素判别模型输出的因素判别结果和训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果的倒数来构建。

参考以上的示例，在获取因素特征组合 (em_i, em_j) 以及对应的层级评分标签后 $score_level_{ij}$ ，可以将第二训练集 SL 设置为：

$$SL = \{sl_1, sl_2, sl_3, \dots, sl_k, \dots, sl_{N(N-1)/2}\} \quad \text{公式 (6)}$$

其中 $sc_{N(i-1)-(i(i+1))/2+j} = ((em_i, em_j), score_level_{ij})$, N 表示因素的数量。

5 可选地, 第二神经网络模型可以包括第一层、第二层和输出层, 其可以分别构造为如下:

$$\begin{aligned} Z_1 &= W_1(em_i, em_j) + b_1 \\ Z_2 &= W_2 Z_1 + b_2 \\ \hat{y} &= softmax(Z_2) \end{aligned} \quad \text{公式 (7)}$$

其中, Z_1 为第一层的输出, (em_i, em_j) 为第一层的输入, W_1 表示第一层的权重, b_1 表示第一层的偏置; Z_2 为第二层的输出, Z_1 为第二层的输入, W_2 表示第二层的权重, b_2 表示第二层的偏置; $\hat{y}$ 为输出层的输出, Z_2 为输出层的输入。示例性地, $softmax(x) = \frac{e^x}{\sum_K e^x}$, 其中 e 表示自然底数, K 表示 x 所在集合的元素总数。

20 可选地, 第二损失函数可以基于每个因素特征组合的层级评分标签、因素判别模型输出的因素判别结果、训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果、训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果的倒数来构建。示例性地, 第二损失函数 $L_{sl}(y, \hat{y})$ 可以构造如下:

$$L_{sl}(y, \hat{y}) = -\sum_{i=1}^{N(N-1)/2} flag \ y_i \ln \hat{y}_i + (1 - flag) \ln(1/\hat{y}_i) \quad \text{公式 (8)}$$

25 其中, $\ln$ 表示 $\log$ 以 e 为底的对数, y 表示层级评分标签, $\hat{y}$ 表示训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果, $flag$ 表示因素判别模型输出的因素判别结果。

可替代地, 第二损失函数 $L_{sl}(y, \hat{y})$ 可以构造如下:

$$L_{sl}(y, \hat{y}) = -\sum_{i=1}^{N(N-1)/2} y_i \ln \hat{y}_i + (1 - flag) \ln(1/\hat{y}_i) \quad \text{公式 (9)}$$

其中, $\ln$ 表示 $\log$ 以 e 为底的对数, y 表示层级评分标签, $\hat{y}$ 表示训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果, $flag$ 表示因素判别模型输出的因素判别结果。

5 通过在第二损失函数中引入因素判别模型输出的因素判别结果 $flag$ 以及训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果的倒数 $1/\hat{y}_i$, 能够适应层次分析法在构造对比矩阵的过程中的互为倒数的层级评分规则, 使得层级评分模型能够更好地与因素判别模型结合, 从而提高矩阵生成准确性和合理性。

可选地, 在步骤 S205 中, 可以利用第二损失函数调整训练的第二神经网络模型的参数直至所述第二损失函数处于收敛状态, 以得到层级评分模型。

可选地, 在得到因素判别模型和层级评分模型后, 可以将两个模型级联, 以得到矩阵生成器, 其中可以将因素特征组合 (em_i, em_j) 输入至矩阵生成器, 以得到的输出为该因素特征组合 (em_i, em_j) 的层级评分标签 $score_level_{ij}$ 。将因素特征的集合 $ME = \{em_1, em_2, em_3, \dots, em_k, \dots, em_n\}$ 的两两组合的多个因素特征组合 (em_i, em_j) 输入至矩阵生成器, 可以得到针对每个因素特征组合 (em_i, em_j) 的层级评分标签 $score_level_{ij}$, 以此构造对比矩阵。构建对比矩阵的方法将在下文中进一步描述。

图3示出了根据本申请的一个或多个实施例的用于训练矩阵生成器的系统的框图。

20 如图3中所示, 用于训练矩阵生成器的系统300可以包括获取单元310、第一训练单元320和第二训练单元330。

获取单元310配置成获取因素特征组合的集合以及每个因素特征组合的因素判别标签和层级评分标签。

25 可选地, 获取单元310可以配置成获取多个因素和多个因素中的每个因素的语义向量, 将多个因素中的每个因素的语义向量组合为因素特征的集合, 将所述因素特征的集合中的因素特征进行两两组合以生成多个因素特征对, 以及将所述多个因素特征对作为因素特征组合的集合, 其中每个因素特征组合可以包括第一因素的语义向量和第二因素的语义向量。

30 可选地, 获取单元310可以配置成基于一个因素特征组合中对应的第一因素相较于第二因素的重要性来获取该因素特征组合的因素判别标签。当确

定第一因素比第二因素重要时，可以将由第一因素和第二因素组成的因素特征组合的因素判别标签设置为第一值；以及当确定第二因素比第一因素重要时，可以将由第一因素和第二因素组成的因素特征组合的因素判别标签设置为第二值。

5 可选地，获取单元 310 可以配置成基于一个因素特征组合中对应的第一因素相较于第二因素的重要性程度来获取该因素特征组合的层级评分标签。可选地，可以确定用于表示第一因素相较于第二因素的重要性程度的评分，当第一因素比第二因素重要时将层级评分标签设置为所述评分，以及当第二因素比第一因素重要时将层级评分标签设置为所述评分的倒数。

10 第一训练单元 320 配置成将因素特征组合的集合和每个因素特征组合的因素判别标签作为第一训练集训练第一神经网络模型并利用第一损失函数更新训练的第一神经网络模型，以得到因素判别模型。可选地，第一损失函数可以基于每个因素特征组合的因素判别标签和训练的第一神经网络模型输出的因素判别结果来构建。

15 可选地，第一训练单元 320 可以配置成可以利用第一损失函数调整训练的第一神经网络模型的参数直至所述第一损失函数处于收敛状态，以得到因素判别模型。

第二训练单元 330 配置成将因素特征组合的集合和每个因素特征组合的层级评分标签作为第二训练集训练第二神经网络模型并利用第二损失函数更新训练的第二神经网络模型，以得到层级评分模型。第二损失函数至少基
20 于因素判别模型输出的因素判别结果和训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果的倒数来构建。可选地，第二损失函数可以基于每个因素特征组合的层级评分标签、因素判别模型输出的因素判别结果、训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果、训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果的倒数来构建。
25 的倒数来构建。

通过在第二损失函数中引入因素判别模型输出的因素判别结果以及训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果的倒数，能够适应层次分析法在构造对比矩阵的过程中的互为倒数的层级评分规则，使得层级评分模型能够更好地与因素判别模型结合，从而提高矩阵生成准确性和合理性。

30 可选地，第二训练单元 330 可以配置成利用第二损失函数调整训练的第

二神经网络模型的参数直至所述第二损失函数处于收敛状态，以得到层级评分模型。

图4示出了根据本申请的一个或多个实施例的用于构建对比矩阵的方法的流程图。

5 如图4中所示，在步骤S401中，获取因素特征的集合。

可选地，在步骤S401中，可以获取与目标任务相关联的多个因素中的每个因素的语义向量，以及组合所述多个因素中的每个因素的语义向量以获取因素特征的集合。示例性地，可以将获取的与目标任务相关联的多个因素表示为集合 $M=\{m_1, m_2, m_3, \dots, m_k, \dots, m_n\}$ ，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。接着，可以通过自然语言来表示多个因素，例如可以通过预训练的自然语言模型（例如，BERT、GPT 等）来获取多个因素中的每个因素的语义向量，构成因素特征的集合 $ME=\{em_1, em_2, em_3, \dots, em_k, \dots, em_n\}$ ，其中 $em_k \in \mathbb{R}^t$ ，表示因素 m_k 的语义向量， t 表示语义向量的维度， n 表示集合 ME 的大小，即因素的语义向量的数量。

15

在步骤S403中，将因素特征的集合输入至矩阵生成器以得到对比矩阵，其中所述矩阵生成器利用根据本申请的一个方面所述的用于训练矩阵生成器的方法进行训练。

可选地，在步骤S403中，可以将因素特征的集合输入至矩阵生成器，以生成针对所述因素特征的集合中的因素特征的两两组合的多个因素特征对的层级评分结果，以及基于所述多个因素特征对的层级评分结果得到对比矩阵。示例性地，将因素特征的集合 $ME=\{em_1, em_2, em_3, \dots, em_k, \dots, em_n\}$ 输入至矩阵生成器，可以得到如下的对比矩阵A：

20

$$A = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & \dots & a_{ij} & \dots \\ \dots & a_{ji} & \dots & \dots \\ a_{n1} & \dots & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad \text{公式(10)}$$

25

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} 来自于矩阵生成器输

出的针对每个因素特征组合 (em_i, em_j) 的层级评定结果 $score_level_{ij}$ 的值。

根据本申请的一个或多个实施例，通过利用训练的矩阵生成器基于因素特征的集合来自动构建对比矩阵，能够节省对比矩阵构建过程中的人力耗费，提高利用层次分析法的处理问题的效率和准确率，并且拓宽层次分析法的应用领域。

图5示出了根据本申请的一个或多个实施例的用于构建对比矩阵的系统的框图。

如图5中所示，用于构建对比矩阵的系统500包括获取单元510和矩阵生成器520。

10 获取单元510配置成获取因素特征的集合。

可选地，获取单元510可以配置成获取与目标任务相关联的多个因素中的每个因素的语义向量，以及组合所述多个因素中的每个因素的语义向量以获取因素特征的集合。示例性地，可以将获取的与目标任务相关联的多个因素表示为集合 $M=\{m_1, m_2, m_3, \dots, m_k, \dots, m_n\}$ ，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。接着，可以通过自然语言来表示多个因素，例如可以通过预训练的自然语言模型（例如，BERT、GPT等）来获取多个因素中的每个因素的语义向量，构成因素特征的集合 $ME=\{em_1, em_2, em_3, \dots, em_k, \dots, em_n\}$ ，其中 $em_k \in \mathbb{R}^t$ ，表示因素 m_k 的语义向量， t 表示语义向量的维度， n 表示集合 ME 的大小，即因素的语义向量的数量。

矩阵生成器520配置成处理因素特征的集合以得到对比矩阵，其中矩阵生成器520可以利用根据本申请的一个方面所述的用于训练矩阵生成器的方法进行训练。

可选地，矩阵生成器520可以配置成处理因素特征的集合，以生成针对所述因素特征的集合中的因素特征的两两组合的多个因素特征对的层级评分结果，以及基于所述多个因素特征对的层级评分结果生成对比矩阵。示例性地，矩阵生成器520可以处理因素特征的集合 $ME=\{em_1, em_2, em_3, \dots, em_k, \dots, em_n\}$ ，以得到如以上公式(10)所示的对比矩阵 A 。

30 图6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。

如图 6 中所示, 在步骤 S601 中, 获取与目标任务相关联的多个因素的因素特征的集合。

可选地, 在步骤 S601 中, 可以获取与目标任务相关联的多个因素中的每个因素的语义向量, 以及组合所述多个因素中的每个因素的语义向量以获取因素特征的集合。示例性地, 可以将获取的与目标任务相关联的多个因素表示为集合 $M=\{m_1, m_2, m_3, \dots, m_k, \dots, m_n\}$, 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。接着, 可以通过自然语言来表示多个因素, 例如可以通过预训练的自然语言模型 (例如, BERT、GPT 等) 来获取多个因素中的每个因素的语义向量, 构成因素特征的集合 $ME=\{em_1, em_2, em_3, \dots, em_k, \dots, em_n\}$, 其中 $em_k \in \mathbb{R}^t$, 表示因素 m_k 的语义向量, t 表示语义向量的维度, n 表示集合 ME 的大小, 即因素的语义向量的数量。

在步骤 S603 中, 将因素特征的集合输入至矩阵生成器以得到对比矩阵, 其中所述矩阵生成器利用根据本申请的一个方面所述的用于训练矩阵生成器的方法进行训练。

可选地, 在步骤 S603 中, 可以将因素特征的集合输入至矩阵生成器, 以生成针对所述因素特征的集合中的因素特征的两两组合的多个因素特征对的层级评分结果, 以及基于所述多个因素特征对的层级评分结果得到对比矩阵。示例性地, 将因素特征的集合 $ME=\{em_1, em_2, em_3, \dots, em_k, \dots, em_n\}$ 输入至矩阵生成器, 可以得到如以上公式 (10) 所示的对比矩阵 A 。

在步骤 S605 中, 处理对比矩阵以确定多个因素的优先级。

可选地, 在步骤 S605 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, 以及确定列平均的对比矩阵中的每一行元素的平均值以作为多个因素的优先级。

作为示例, 在得到如以上公式 (10) 所示的对比矩阵 A 后, 可以通过以下公式 (11) 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:

$$\sum_{i=1}^n a_{ij}, \forall i, j \quad \text{公式(11)}$$

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 (12) 将对
5 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 A' :

$$a_{ij}' = a_{ij} / \sum_{i=1}^n a_{ij}, \forall i, j \quad \text{公式(12)}$$

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}'
10 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)。

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 (13) 确定列平均的对比矩阵中的每一行元素的平均值 p_i 以作为多个因素的优先级:

15

$$p_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}' / n \quad \text{公式 (13)}$$

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}'
20 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)。

作为示例, 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如下的列向量 P :

$$P = [p_1, \\ 25 \quad p_2, \\ \quad \dots, \\ \quad p_n]。$$

在步骤 S607 中, 利用多个因素的优先级对对比矩阵进行一致性检验, 并利用一致性检验通过的对比矩阵确定多个因素的权重。

可选地，在步骤 S607 中，可以根据多个因素的优先级确定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对比矩阵的一致性指标，根据对比矩阵的维度确定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。当对比矩阵

5 的一致性指标与随机指标的比值小于预定阈值时，可以确定一致性检验通过。

作为示例，在得到表示多个因素的优先级的列向量 P 之后，可以通过以下公式 (14) 确定对比矩阵 A 的最大特征值 λ_{max} ：

$$\lambda_{max} = \sum_{i=1}^n \frac{[AP]_i}{np_i} \quad \text{公式 (14)}$$

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 表示列向量 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 (15) 确定对比矩阵 A 的一致性指标 CI ：

15

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \quad \text{公式 (15)}$$

其中， n 表示因素的数量（也是矩阵的维度）。

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 ，

20 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 (16) 确定对比矩阵 A 的一致性比率 CR ：

25

$$CR = CI/RI \quad \text{公式 (16)}$$

示例性地，当 CR 小于 0.1 时，可以确定对比矩阵的一致性检验通过。

可选地，在步骤 S607 中，可以利用算数平均法、几何平均法、特征向量法中的一个或多个处理一致性检验通过的对比矩阵以确定多个因素的权

重，从而确定目标任务的层次分析结果。

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。

参考对比文件 1 中所示的层次分析方法模型 100，第一层的问题概述 PSD 可以为“哪家供应商最具价值？”，第二层的因素体系可以包括影响力、信誉度、执行力、地理位置等，以及第三层的候选决策可以包括供应商 1、供应商 2、供应商 3、供应商 4 等。示例性地，可以将第二层的因素体系包括的影响力、信誉度、执行力、地理位置等 235 个因素表示为集合 $M=\{m_1, m_2, m_3, \dots, m_k, \dots, m_{235}\}$ ，其中 $m_1, m_2, m_3, \dots, m_k, \dots, m_{235}$ 分别表示 235 个因素。接着，可以通过自然语言来表示多个因素，例如可以通过预训练的自然语言模型（例如，BERT、GPT 等）来获取因素集合 $M=\{m_1, m_2, m_3, \dots, m_k, \dots, m_{235}\}$ 中的 235 个因素的语义向量，构成因素特征的集合 $ME=\{em_1, em_2, em_3, \dots, em_k, \dots, em_{235}\}$ ，其中 $em_k \in \mathbb{R}^{160}$ ，表示因素 m_k 的语义向量，160 表示语义向量的维度。

示例性地，可以将得到的 235 个因素的因素特征的集合 $ME=\{em_1, em_2, em_3, \dots, em_k, \dots, em_{235}\}$ 输入至利用根据本申请的一个方面所述的用于训练矩阵生成器的方法进行训练得到的矩阵生成器以生成对比矩阵。接着，可以参考结合图 6 所示的层次分析方法的各个步骤处理对比矩阵以确定 235 个因素的优先级，以及利用所述因素的优先级对对比矩阵进行一致性检验，并利用一致性检验通过的对比矩阵确定 235 个因素的权重。可选地，可以利用算数平均法、几何平均法、特征向量法中的一个或多个处理一致性检验通过的对比矩阵以确定上述 235 个因素的权重，从而确定第一层的问题概述 PSD 可以为“哪家供应商最具价值？”的层次分析结果，例如层析分析结果为供应商 3 最具价值。

图 7 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。

如图 7 中所示，层次分析系统 70 包括通信单元 710、存储器 720（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 730 以及存储在存储器 720 上并可在处理器 730 上运行的计算机程序 740。

通信单元 710 作为通信接口，被配置为在层次分析系统 70 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 720 存储可由处理器 730 执行的计算机程序 740。此外。存储器 720 还可存储处理器 730 执行计算机程序时生成的数据（例如，因素特征的集合、对比矩阵等）和经通信单元 710 从外部接收的数据或命令。

处理器 730 配置为执行计算机程序 740 以实施根据本申请的一个或多个
5 实施例的层次分析方法。

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训练矩阵生成器的方法。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
10 用于构建对比矩阵的方法。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。
15

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。
20

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定形式。
25

权 利 要 求 书

1. 一种用于训练矩阵生成器的方法，其特征在于，所述矩阵生成器包括因素判别模型和层级评分模型，所述方法包括下列步骤：
- 5 获取因素特征组合的集合以及每个因素特征组合的因素判别标签和层级评分标签；
- 将所述因素特征组合的集合和每个因素特征组合的因素判别标签作为第一训练集训练第一神经网络模型并利用第一损失函数更新训练的第一神经网络模型，以得到所述因素判别模型；以及
- 10 将所述因素特征组合的集合和每个因素特征组合的层级评分标签作为第二训练集训练第二神经网络模型并利用第二损失函数更新训练的第二神经网络模型，以得到所述层级评分模型，
- 其中，所述第二损失函数至少基于所述因素判别模型输出的因素判别结果和训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果的倒数来构建。
- 15 2. 根据权利要求 1 所述的方法，其中所述矩阵生成器用于在层次分析法中根据多个输入因素生成对比矩阵。
3. 根据权利要求 1 所述的方法，其中获取因素特征组合的集合包括：
- 获取多个因素和多个因素中的每个因素的语义向量；
- 将多个因素中的每个因素的语义向量组合为因素特征的集合；
- 20 将所述因素特征的集合中的因素特征进行两两组合以生成多个因素特征对；以及
- 将所述多个因素特征对作为所述因素特征组合的集合，其中每个因素特征组合包括第一因素的语义向量和第二因素的语义向量。
4. 根据权利要求 3 所述的方法，其中获取每个因素特征组合的因素判别
- 25 标签包括：
- 基于第一因素相较于第二因素的重要性来获取每个因素特征组合的因素判别标签。
5. 根据权利要求 4 所述的方法，其中获取每个因素特征组合的因素判别标签进一步包括：
- 30 响应于确定所述第一因素比所述第二因素重要而将所述因素判别标签

设置为第一值；以及

响应于确定所述第二因素比所述第一因素重要而将所述因素判别标签设置为第二值。

6. 根据权利要求 3 所述的方法，其中获取每个因素特征组合的层级评分
5 标签包括：

基于第一因素相较于第二因素的重要性程度来获取每个因素特征组合的层级评分标签。

7. 根据权利要求 6 所述的方法，其中获取每个因素特征组合的层级评分
标签进一步包括：

10 确定用于表示所述第一因素相较于所述第二因素的重要性程度的评分；

响应于所述第一因素比所述第二因素重要而将所述层级评分标签设置为所述评分；以及

响应于所述第二因素比所述第一因素重要而将所述层级评分标签设置为所述评分的倒数。

15 8. 根据权利要求 1 所述的方法，其中所述第一损失函数基于每个因素特征组合的因素判别标签和训练的第一神经网络模型输出的因素判别结果来构建。

9. 根据权利要求 1 所述的方法，其中利用第一损失函数更新训练的第一神经网络模型包括：

20 利用所述第一损失函数调整所述训练的第一神经网络模型的参数直至所述第一损失函数处于收敛状态，以得到所述因素判别模型。

10. 根据权利要求 1 所述的方法，其中所述第二损失函数基于每个因素特征组合的层级评分标签、所述因素判别模型输出的因素判别结果、训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果、训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果的倒数来构建。
25

11. 根据权利要求 1 所述的方法，其中利用第二损失函数更新训练的第二神经网络模型包括：

利用所述第二损失函数调整所述训练的第二神经网络模型的参数直至所述第二损失函数处于收敛状态，以得到所述层级评分模型。

30 12. 一种用于训练矩阵生成器的系统，其特征在于，所述矩阵生成器包

括因素判别模型和层级评分模型，所述系统包括：

获取单元，其配置成获取因素特征组合的集合以及每个因素特征组合的因素判别标签和层级评分标签；

5 第一训练单元，其配置成将所述因素特征组合的集合和每个因素特征组合的因素判别标签作为第一训练集训练第一神经网络模型并利用第一损失函数更新训练的第一神经网络模型，以得到所述因素判别模型；以及

第二训练单元，其配置成将所述因素特征组合的集合和每个因素特征组合的层级评分标签作为第二训练集训练第二神经网络模型并利用第二损失函数更新训练的第二神经网络模型，以得到所述层级评分模型，

10 其中，所述第二损失函数至少基于所述因素判别模型输出的因素判别结果和训练的第二神经网络模型输出的层级评分结果的倒数来构建。

13. 根据权利要求 12 所述的系统，其中所述矩阵生成器用于在层次分析法中根据多个输入因素生成对比矩阵。

14. 根据权利要求 12 所述的系统，其中所述获取单元进一步配置成：

15 获取多个因素和多个因素中的每个因素的语义向量；

将多个因素中的每个因素的语义向量组合为因素特征的集合；

将所述因素特征的集合中的因素特征进行两两组合以生成多个因素特征对；以及

20 将所述多个因素特征对作为所述因素特征组合的集合，其中每个因素特征组合包括第一因素的语义向量和第二因素的语义向量。

15. 根据权利要求 14 所述的系统，其中所述获取单元进一步配置成：

基于第一因素相较于第二因素的重要性来获取每个因素特征组合的因素判别标签。

16. 根据权利要求 15 所述的系统，其中所述获取单元进一步配置成：

25 响应于确定所述第一因素比所述第二因素重要而将所述因素判别标签设置为第一值；以及

响应于确定所述第二因素比所述第一因素重要而将所述因素判别标签设置为第二值。

17. 根据权利要求 14 所述的系统，其中所述获取单元进一步配置成：

30 基于第一因素相较于第二因素的重要性程度来获取每个因素特征组合

的层级评分标签。

18. 根据权利要求 17 所述的系统，其中所述获取单元进一步配置成：
确定用于表示所述第一因素相较于所述第二因素的重要性程度的评分；
响应于所述第一因素比所述第二因素重要而将所述层级评分标签设置
5 为所述评分；以及
响应于所述第二因素比所述第一因素重要而将所述层级评分标签设置
为所述评分的倒数。

19. 根据权利要求 12 所述的系统，其中所述第一损失函数基于每个因
素特征组合的因素判别标签和训练的第一神经网络模型输出的因素判别结
10 果来构建。

20. 根据权利要求 12 所述的系统，其中所述第一训练单元进一步配置
成：

利用所述第一损失函数调整所述训练的第一神经网络模型的参数直至
所述第一损失函数处于收敛状态，以得到所述因素判别模型。

15 21. 根据权利要求 12 所述的系统，其中所述第二损失函数基于每个因
素特征组合的层级评分标签、所述因素判别模型输出的因素判别结果、训练
的第二神经网络模型输出的层级评分结果、训练的第二神经网络模型输出的
层级评分结果的倒数来构建。

22. 根据权利要求 12 所述的系统，其中所述第二训练单元进一步配置
20 成：

利用所述第二损失函数调整所述训练的第二神经网络模型的参数直至
所述第二损失函数处于收敛状态，以得到所述层级评分模型。

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训
25 练矩阵生成器的方法。

24. 一种用于构建对比矩阵的方法，其特征在于，所述方法包括下列步
骤：

获取因素特征的集合；以及

将所述因素特征的集合输入至矩阵生成器以得到对比矩阵，其中所述矩
30 阵生成器利用如权利要求 1-11 中的任一项所述的用于训练矩阵生成器的方

法进行训练。

25. 根据权利要求 24 所述的方法, 其中获取因素特征的集合包括:
获取与目标任务相关联的多个因素中的每个因素的语义向量; 以及
组合所述多个因素中的每个因素的语义向量以获取所述因素特征的集
5 合。

26. 根据权利要求 24 所述的方法, 其中将所述因素特征的集合输入至矩阵生成器以得到对比矩阵包括:

将所述因素特征的集合输入至矩阵生成器, 以生成针对所述因素特征的集合中的因素特征的两两组合的多个因素特征对的层级评分结果; 以及
10 基于所述多个因素特征对的层级评分结果生成对比矩阵。

27. 一种用于构建对比矩阵的系统, 其特征在于, 所述系统包括:
获取单元, 其配置成获取因素特征的集合; 以及
矩阵生成器, 其配置成处理所述因素特征的集合以得到对比矩阵, 其中
所述矩阵生成器利用如权利要求 1-11 中的任一项所述的用于训练矩阵生成
15 器的方法进行训练。

28. 根据权利要求 27 所述的系统, 其中所述获取单元进一步配置成:
获取与目标任务相关联的多个因素中的每个因素的语义向量; 以及
组合所述多个因素中的每个因素的语义向量以获取所述因素特征的集
合。

29. 根据权利要求 27 所述的系统, 其中所述矩阵生成器进一步配置成:
处理所述因素特征的集合, 以生成针对所述因素特征的集合中的因素特征的两两组合的多个因素特征对的层级评分结果; 以及
基于所述多个因素特征对的层级评分结果生成对比矩阵。

30. 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
25 指令, 所述指令在运行时执行根据权利要求 24-26 中的任一项所述的用于构建对比矩阵的方法。

31. 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的因素特征的集合;
将所述因素特征的集合输入至矩阵生成器以得到对比矩阵, 其中所述矩
30 阵生成器利用如权利要求 1-11 中的任一项所述的用于训练矩阵生成器的方

法进行训练；

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，并利用一致性检验通过的对比矩阵确定所述多个因素的权重。

- 5 32. 根据权利要求 31 所述的方法，其中获取与目标任务相关联的多个因素的因素特征的集合包括：

获取与目标任务相关联的多个因素中的每个因素的语义向量；以及

组合所述多个因素中的每个因素的语义向量以获取所述因素特征的集合。

- 10 33. 根据权利要求 31 所述的方法，其中将所述因素特征的集合输入至矩阵生成器以得到对比矩阵包括：

将所述因素特征的集合输入至矩阵生成器，以生成针对所述因素特征的集合中的因素特征的两两组合的多个因素特征对的层级评分结果；以及

基于所述多个因素特征对的层级评分结果得到对比矩阵。

- 15 34. 根据权利要求 31 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

- 20 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。

35. 根据权利要求 31 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；

- 25 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。

- 30 36. 根据权利要求 35 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一致性检验通过。

37. 一种层次分析系统，其特征在于，所述系统包括：

存储器；

5 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的因素特征的集合；

10 将所述因素特征的集合输入至矩阵生成器以得到对比矩阵，其中所述矩阵生成器利用如权利要求 1-11 中的任一项所述的用于训练矩阵生成器的方法进行训练；

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，并利用一致性检验通过的对比矩阵确定所述多个因素的权重。

15 38. 根据权利要求 37 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：

获取与目标任务相关联的多个因素中的每个因素的语义向量；以及

组合所述多个因素中的每个因素的语义向量以获取所述因素特征的集合。

20 39. 根据权利要求 37 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：

将所述因素特征的集合输入至矩阵生成器，以生成针对所述因素特征的集合中的因素特征的两两组合的多个因素特征对的层级评分结果；以及

基于所述多个因素特征对的层级评分结果得到对比矩阵。

25 40. 根据权利要求 37 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：

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

30 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。

41. 根据权利要求 37 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:

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;

5 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。

10 42. 根据权利要求 41 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:

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一致性检验通过。

43. 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
15 指令, 所述指令在运行时执行根据权利要求 31-36 中的任一项所述的层次分析方法。