

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2017 年 9 月 8 日 (08.09.2017)



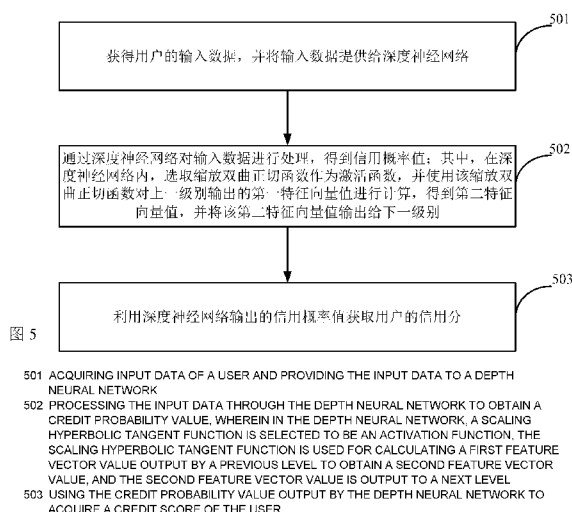
(10) 国际公布号
WO 2017/148269 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06Q 40/02 (2012.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2017/073756
- (22) 国际申请日: 2017 年 2 月 16 日 (16.02.2017)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
201610113530.6 2016 年 2 月 29 日 (29.02.2016) CN
- (71) 申请人: 阿里巴巴集团控股有限公司 (ALIBABA GROUP HOLDING LIMITED) [—/CN]; 开曼群岛英属开曼群岛大开曼资本大厦一座四层 847 号邮箱, Grand Cayman (KY)。
- (72) 发明人: 杨强鹏 (YANG, Qiangpeng); 中国浙江省杭州市余杭区文一西路 969 号 3 号楼 5 楼阿里巴巴集团法务部, Zhejiang 311121 (CN)。
- (74) 代理人: 北京三友知识产权代理有限公司 (BEIJING SANYOU INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY LTD.); 中国北京市金融街 35 号国际企业大厦 A 座 16 层, Beijing 100033 (CN)。
- (81) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。
- (84) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO,

[见续页]

(54) Title: METHOD AND APPARATUS FOR ACQUIRING SCORE CREDIT AND OUTPUTTING FEATURE VECTOR VALUE

(54) 发明名称: 一种信用分的获取、特征向量值的输出方法及其装置



(57) Abstract: Provided are a method and apparatus for acquiring a score credit and outputting a feature vector value. The method for acquiring a score credit comprises: acquiring input data of a user and providing the input data to a depth neural network; processing the input data through the depth neural network to obtain a credit probability value; and using the credit probability value output by the depth neural network to acquire a credit score of the user, wherein in the depth neural network, a scaling hyperbolic tangent function is selected to be an activation function, the scaling hyperbolic tangent function is used for calculating a first feature vector value output by a previous level to obtain a second feature vector value, and the second feature vector value is output to a next level. By means of the technical solutions of the present application, the stability of a credit score can be enhanced, and the occurrence of a great change in the credit score is avoided, thereby improving the user experience.

(57) 摘要:

[见续页]



WO 2017/148269 A1

RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, **本国际公布:**
CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, — 包括国际检索报告(条约第 21 条(3))。
TG)。

本申请提供一种信用分的获取、特征向量值的输出方法及其装置，该信用分的获取方法包括：获得用户的输入数据，并将所述输入数据提供给深度神经网络；通过所述深度神经网络对所述输入数据进行处理，得到信用概率值；利用所述深度神经网络输出的所述信用概率值获取所述用户的信用分；其中，在深度神经网络内，选取缩放双曲正切函数作为激活函数，并使用所述缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值，并将所述第二特征向量值输出给下一级别。通过本申请的技术方案，可以增强信用分的稳定性，避免信用分发生较大变化，提高使用体验。

一种信用分的获取、特征向量值的输出方法及其装置

本申请要求 2016 年 02 月 29 日递交的申请号为 201610113530.6、发明名称为“一种信用分的获取、特征向量值的输出方法及其装置”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

5

技术领域

本申请涉及互联网技术领域，尤其涉及一种信用分的获取、特征向量值的输出方法及其装置。

10 背景技术

芝麻信用是独立的第三方信用评估以及信用管理机构，依据方方面面的信息，运用大数据以及云计算技术客观呈现个人的信用状况，通过连接各种服务，让每个人都能体验信用所带来的价值。具体的，芝麻信用通过分析大量的网络交易以及行为数据，对用户进行信用评估，这些信用评估可以帮助互联网金融企业对用户的还款意愿以及还款能力做出结论，继而为用户提供快速授信以及现金分期服务。例如，芝麻信用数据涵盖了信用卡还款、网购、转账、理财、水电煤缴费、租房信息、住址搬迁历史、社交关系等服务。

15

芝麻信用分是芝麻信用对海量信息数据的评估结果，可基于用户信用历史、行为偏好、履约能力、身份特质、人脉关系等五个维度确定芝麻信用分。

20

发明内容

本申请提供一种信用分的获取、特征向量值的输出方法及其装置，以增强信用分的稳定性，避免信用分较大变化，提高使用体验。技术方案如下：

本申请提供一种信用分的获取方法，所述方法包括以下步骤：

25

获得用户的输入数据，并将所述输入数据提供给深度神经网络；

通过所述深度神经网络对所述输入数据进行处理，得到信用概率值；

利用所述深度神经网络输出的所述信用概率值获取所述用户的信用分；

其中，在所述深度神经网络内，选取缩放双曲正切函数作为激活函数，并使用所述缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值，并将所述第二特征向量值输出给下一级别。

30

所述选取缩放双曲正切函数作为激活函数的过程，具体包括：

确定双曲正切函数，并降低所述双曲正切函数的斜率，以得到缩放双曲正切函数，并选取所述缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数。

所述缩放双曲正切函数具体包括： $\text{scaledtanh}(x) = \beta * \tanh(\alpha * x)$ ；

- 5 在使用所述缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值时， x 为第一特征向量值， $\text{scaledtanh}(x)$ 为第二特征向量值， $\tanh(x)$ 为双曲正切函数， β 和 α 均为预设数值，且 α 小于 1，大于 0。

所述上一级别输出的第一特征向量值包括：

- 10 所述深度神经网络的隐藏层输出的一个数据维度的特征向量值；所述深度神经网络的模块层输出的多个数据维度的特征向量值。

本申请提供一种特征向量值的输出方法，应用在深度神经网络内，所述方法包括以下步骤：

选取缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数；

- 15 使用所述缩放双曲正切函数对所述深度神经网络的上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值；

将所述第二特征向量值输出给所述深度神经网络的下一级别。

所述选取缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数，具体包括：确定双曲正切函数，并降低所述双曲正切函数的斜率，以得到缩放双曲正切函数，并选取所述缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数。

- 20 所述缩放双曲正切函数具体包括： $\text{scaledtanh}(x) = \beta * \tanh(\alpha * x)$ ；

在使用所述缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值时， x 为第一特征向量值， $\text{scaledtanh}(x)$ 为第二特征向量值， $\tanh(x)$ 为双曲正切函数， β 和 α 均为预设数值，且 α 小于 1，大于 0。

本申请提供一种信用分的获取装置，所述装置具体包括：

- 25 获得模块，用于获得用户的输入数据；

提供模块，用于将所述输入数据提供给深度神经网络；

- 30 处理模块，用于通过所述深度神经网络对所述输入数据进行处理，得到信用概率值；其中，在所述深度神经网络内，选取缩放双曲正切函数作为激活函数，并使用所述缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值，并将所述第二特征向量值输出给下一级别；

获取模块，用于利用深度神经网络输出的信用概率值获取用户的信用分。

所述处理模块，具体用于在选取缩放双曲正切函数作为激活函数的过程中，确定双曲正切函数，并降低所述双曲正切函数的斜率，以得到缩放双曲正切函数，并选取所述缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数。

5 所述处理模块选取的所述缩放双曲正切函数具体包括： $\text{scaledtanh}(x) = \beta * \tanh(\alpha * x)$ ；所述处理模块在使用所述缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值的过程中， x 为第一特征向量值， $\text{scaledtanh}(x)$ 为第二特征向量值， $\tanh(x)$ 为双曲正切函数， β 和 α 均为预设数值，且 α 小于 1，大于 0。

所述上一级别输出的第一特征向量值包括：

10 所述深度神经网络的隐藏层输出的一个数据维度的特征向量值；所述深度神经网络的模块层输出的多个数据维度的特征向量值。

本申请提供一种特征向量值的输出装置，所述特征向量值的输出装置应用在深度神经网络内，所述特征向量值的输出装置具体包括：

选取模块，用于选取缩放双曲正切函数作为深度神经网络的激活函数；

15 获得模块，用于使用所述缩放双曲正切函数对所述深度神经网络的上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值；

输出模块，用于将所述第二特征向量值输出给深度神经网络的下一级别。

所述选取模块，具体用于在选取缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数的过程中，确定双曲正切函数，并降低所述双曲正切函数的斜率，以得到缩放双曲正切函数，并选取所述缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数。

20 所述选取模块选取的所述缩放双曲正切函数具体包括： $\text{scaledtanh}(x) = \beta * \tanh(\alpha * x)$ ；所述获得模块在使用所述缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值的过程中， x 为第一特征向量值， $\text{scaledtanh}(x)$ 为第二特征向量值， $\tanh(x)$ 为双曲正切函数， β 和 α 均为预设数值，且 α 小于 1，大于 0。

25 基于上述技术方案，本申请实施例中，通过使用缩放双曲正切函数作为激活函数，以增强深度神经网络的稳定性。当深度神经网络应用在个人征信系统时，可以增强信用分的稳定性，避免信用分发生较大变化，提高使用体验。例如，随着时间的变化，当有用户的数据发生较大的变化时，如消费类的数据，在不同日期可能会有较大变化（如某天发生突变），可以保证用户的信用是比较稳定的状态，即信用分只有很小的变化，增
30 强信用分的稳定性。

附图说明

为了更加清楚地说明本申请实施例或者现有技术中的技术方案，下面将对本申请实施例或者现有技术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申请中记载的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，还可以根据这些附图获得其他的附图。

图 1 是本申请一种实施方式中的深度神经网络的结构示意图；

图 2 是本申请一种实施方式中的激活函数的图形示意图；

图 3 是本申请一种实施方式中的特征向量值的输出方法的流程图；

10 图 4 是本申请一种实施方式中的缩放双曲正切函数的图形示意图；

图 5 是本申请一种实施方式中的信用分的获取方法的流程图；

图 6 是本申请一种实施方式中的信用分的获取装置所在设备的结构图；

图 7 是本申请一种实施方式中的信用分的获取装置的结构图；

图 8 是本申请一种实施方式中特征向量值的输出装置所在设备结构图；

15 图 9 是本申请一种实施方式中的特征向量值的输出装置的结构图。

具体实施方式

在本申请使用的术语仅仅是出于描述特定实施例的目的，而非限制本申请。本申请和权利要求书中所使用的单数形式的“一种”、“所述”和“该”也旨在包括多数形式，除非上下文清楚地表示其它含义。还应当理解，本文中使用的术语“和/或”是指包含一个或多个相关联的列出项目的任何或所有可能组合。

应当理解，尽管在本申请可能采用术语第一、第二、第三等来描述各种信息，但这些信息不应限于这些术语。这些术语仅用来将同一类型的信息彼此区分开。例如，在不脱离本申请范围的情况下，第一信息也可以被称为第二信息，类似地，第二信息也可以被称为第一信息。取决于语境，此外，所使用的词语“如果”可以被解释成为“在……时”或“当……时”或“响应于确定”。

为了基于用户信用历史、行为偏好、履约能力、身份特质、人脉关系等五个维度的数据确定出信用分（如芝麻信用分），在一个例子中，可以采用图 1 所示的 DNN（Deep Neural Networks，深度神经网络）的结构来确定信用分，该深度神经网络的结构可以包括输入层（input layer）、隐藏层（network in network）、模块层（module layer）和输出

30

层（output layer）等。

在深度神经网络的输入层，输入数据是用户信用历史、行为偏好、履约能力、身份特质、人脉关系等五个维度的数据，这些数据组成一个特征集合，该特征集合内包括大量数值，如特征集合（100, 6, 30000, -200, 60, 230, 28）等。针对该特征集合，需要对该特征集合进行特征工程（feature engineering）的处理，如对该特征集合进行归一化处理，得到一个特征向量值。例如，归一化处理得到一个特征向量值（0.2, 0.3, 0.4, 0.8, 0.9, -0.1, -0.5, 0.9, 0.8, 0.96）。

其中，进行归一化处理的原因是：由于特征集合内的数据范围不同，有些数据的范围可能特别大，其导致的结果是收敛慢、训练时间长。而且数据范围大的数据在模式分类中的作用可能会偏大，而数据范围小的数据在模式分类中的作用可能会偏小，因此，可以通过对数据进行归一化处理，将数据映射到[0,1]区间、或[-1,1]区间、或更小的区间，以避免数据范围导致的问题。

在得到特征向量值（0.2, 0.3, 0.4, 0.8, 0.9, -0.1, -0.5, 0.9, 0.8, 0.96）之后，假设该特征向量值包括用户信用历史对应的特征向量值（0.2, 0.3），行为偏好对应的特征向量值（0.4, 0.8），履约能力对应的特征向量值（0.9, -0.1），身份特质对应的特征向量值（-0.5, 0.9），人脉关系对应的特征向量值（0.8, 0.96），则将特征向量值（0.2, 0.3, 0.4, 0.8, 0.9, -0.1, -0.5, 0.9, 0.8, 0.96）分解成上述五个维度的特征向量值，并将这五个维度的特征向量值送入隐藏层或者模块层。

根据实际需要，可以配置某维度的特征向量值进入隐藏层，配置某维度的特征向量值直接进入模块层，而不进入隐藏层。例如，配置用户信用历史、行为偏好、履约能力、身份特质等维度的特征向量值进入隐藏层，配置人脉关系维度的特征向量值进入模块层。基于此，将用户信用历史对应的特征向量值（0.2, 0.3）、行为偏好对应的特征向量值（0.4, 0.8）、履约能力对应的特征向量值（0.9, -0.1）、身份特质对应的特征向量值（-0.5, 0.9）送入隐藏层进行处理，将人脉关系对应的特征向量值（0.8, 0.96）送入模块层进行处理。

在深度神经网络的隐藏层，会为每个维度的特征向量值配置一个或者多个隐藏层，图1中以为每个维度的特征向量值配置两个隐藏层为例进行说明。由于各维度的隐藏层的处理相同，后续以一个维度的隐藏层的处理为例进行说明。针对第一个隐藏层，配置权值向量 W_1 和偏置值 b_1 ，针对第二个隐藏层，配置权值向量 W_2 和偏置值 b_2 ，权值向量和偏置值的配置过程不再赘述。

在获得输入层输出的特征向量值后，假设得到行为偏好对应的特征向量值（0.4, 0.8），

则第一个隐藏层会对特征向量值 (0.4,0.8) 进行处理, 在一个例子中, 处理公式可以为特征向量值 (0.4,0.8) * 权值向量 W1 + 偏置值 b1。

之后, 通常可以使用激活函数 (如非线性函数) 对隐藏层输出的特征向量值 (即特征向量值 (0.4,0.8) * 权值向量 W1 + 偏置值 b1 的结果) 进行计算, 得到一个新的特征向量值 (假设为特征向量值 1), 并将该新的特征向量值输出给第二个隐藏层。其中, 激活函数可以包括 sigmoid (S 型) 函数、ReLU (Rectified Linear Units, 整流线性单元) 函数、tanh (双曲正切) 函数等。以 ReLU 函数为例进行说明, 则该 ReLU 函数可以将隐藏层输出的特征向量值的所有特征值中, 小于 0 的特征值置 0, 而大于 0 的特征值保持不变。

其中, 激活函数的作用可以包括: 加入非线性因素; 减小实际数据的噪声, 抑制边缘奇异性较大的数据; 对前一层输出值进行约束等。

第二个隐藏层在获得特征向量值 1 后, 会对特征向量值 1 进行处理, 在一个例子中, 处理公式可以为特征向量值 1 * 权值向量 W2 + 偏置值 b2。之后, 使用激活函数对第二个隐藏层输出的特征向量值进行计算, 得到一个新的特征向量值 (假设为特征向量值 2), 并将该新的特征向量值输出给模块层。

在深度神经网络的模块层, 会将五个维度的特征向量值 (参照图 1 中的 interpretable aggregate features, 即可组合特征) 组合在一起, 得到一个新的特征向量值 (该新的特征向量值包括五个维度, 即 “Five modules”), 该特征向量值中会包含隐藏层输出给模块层的特征向量值, 以及输入层直接输出给模块层的特征向量值。例如, 该特征向量值中会包含用户信用历史对应的隐藏层输出给模块层的特征向量值、行为偏好对应的隐藏层输出给模块层的特征向量值、履约能力对应的隐藏层输出给模块层的特征向量值、身份特质对应的隐藏层输出给模块层的特征向量值、输入层直接输出给模块层的人脉关系对应的特征向量值。进一步的, 使用激活函数对当前组合得到的特征向量值进行计算, 得到一个新的特征向量值。

基于上述深度神经网络, 为了确定出用户的信用分, 可以包括两个阶段, 第一阶段为训练阶段, 第二阶段为预测阶段。在训练阶段中, 通过使用大量的输入数据, 对深度神经网络进行训练, 从而得到一个能够确定出用户的信用分的模型。在预测阶段中, 通过使用训练得到的深度神经网络, 对当前用户的输入数据进行预测, 并利用预测结果得出当前用户的信用分。

针对训练阶段, 在深度神经网络的输入层, 针对用户信用历史、行为偏好、履约能

力、身份特质、人脉关系等五个维度的输入数据，还可以为该输入数据设置一个信用标记，如设置信用标记 0，以表示当前的输入数据是信用好的输入数据，或者，设置信用标记 1，以表示当前的输入数据是信用不好的输入数据。这样，在经过上述输入层、隐藏层、模块层等流程的处理之后，在深度神经网络的模块层，在使用激活函数得到一个新的特征向量值之后，就可以得到该新的特征向量值对应信用标记 0 还是信用标记 1。

当对大量输入数据设置信用标记，并执行上述输入层、隐藏层、模块层等流程的处理之后，就可以得到大量特征向量值对应信用标记 0 还是信用标记 1，而大量的特征向量值中，一个特征向量值可能出现多次，且该特征向量值可能对应信用标记 0，也可能对应信用标记 1。这样，就可以得到每个特征向量值对应的信用好概率值（如信用是 0 的概率值）和信用不好概率值（如信用是 1 的概率值），并将信用好概率值和信用不好概率值输出给输出层。

其中，在得到大量特征向量值对应信用标记 0 还是信用标记 1 之后，可以使用分类器（如 SVM（Support Vector Machine，支持向量机）分类器等）确定每个特征向量值对应的信用好概率值和信用不好概率值，在此不再赘述。

针对训练阶段，在深度神经网络的输出层，会记录每个特征向量值对应的信用好概率值和信用不好概率值，例如，针对某个特征向量值，记录的信用好概率值为 90%，其表示当前特征向量值信用好的概率值是 90%，记录的信用不好概率值为 10%，其表示当前特征向量值信用不好的概率值是 10%。

针对预测阶段，在深度神经网络的输入层，针对用户信用历史、行为偏好、履约能力、身份特质、人脉关系等五个维度的输入数据，由于最终需要确定的就是该输入数据是信用好的输入数据还是信用不好的输入数据，因此，当前不会为该输入数据设置信用标记。这样，在经过上述输入层、隐藏层、模块层等流程的处理之后，在深度神经网络的模块层，在使用激活函数得到一个新的特征向量值之后，可以将该新的特征向量值直接输出给输出层。

在深度神经网络的输出层，由于记录了大量的特征向量值与信用好概率值和信用不好概率值的对应关系，因此，在得到来自模块层的特征向量值之后，可以从本地记录的特征向量值中找到与当前得到的特征向量值所匹配的特征向量值，继而得到该特征向量值对应的信用好概率值和信用不好概率值。

基于当前得到的信用好概率值和信用不好概率值，可以对输入数据进行评分，以得到当前用户的信用分。例如，针对用户 1 的输入数据，经过深度神经网络后，得到信用

好概率值为 90%，信用不好概率值为 10%，针对用户 2 的输入数据，经过深度神经网络后，得到信用好概率值为 95%，信用不好概率值为 5%，则可以为用户 1 打 450 的信用分，为用户 2 打 600 的信用分。

在上述过程中，无论是在隐藏层使用的激活函数，还是在模块层使用的激活函数，
5 均可以使用 sigmoid 函数，ReLU 函数，tanh 函数。其中，sigmoid 函数，ReLU 函数，tanh 函数的图形可以如图 2 所示。而且，sigmoid 函数的计算公式可以为 $\text{sigmoid}(x) = 1/(1 + e^{(-x)})$ ，ReLU 函数的计算公式可以为 $\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$ ，tanh 函数的计算公式可以为 $\text{tanh}(x) = (e^x - e^{-x})/(e^x + e^{-x})$ 。

参考图 2 所示，在实现本申请的过程中，申请人注意到：对于 sigmoid 函数来说，
10 当输入在 -2.0-2.0 之间变化时，输出在 0.1-0.9 之间变化，即输出始终大于 0。对于 ReLU 函数来说，当输入在 0-2.0 之间变化时，输出在 0-2.0 之间变化，即输出始终大于等于 0。对于 tanh 函数来说，当输入在 -2.0-2.0 之间变化时，输出在 -1.0-1.0 之间变化，即输出可能为正值，也可能未负值。

在普通的深度神经网络中，sigmoid 函数、ReLU 函数和 tanh 函数均可以使用，但是，
15 在需要获得信用分的深度神经网络中，由于涉及五个维度的数据处理，而这五个维度的数据处理过程中，在实际应用中，有的维度的数据处理结果可能是负值，这样更能体现该维度的数据特性，这样，显然 sigmoid 函数和 ReLU 函数已经不再适用了，其无法使数据处理结果是负值。因此，针对获得信用分的深度神经网络来说，可以使用 tanh 函数作为激活函数。

进一步的，在使用 tanh 函数作为激活函数时，在经过归一化处理等过程后，输入范围一般在 0-1 之间。参考图 2 所示，对于 tanh 函数来说，在输入为 0 附近，输出是近似线性的，并且具有较大的斜率，这样，对于输入的变化来说，其对应的输出的变化也很大。例如，当输入由 0 变为 0.1 时，输出也由 0 变为 0.1，当输入由 0 变为 0.2 时，输出
20 也由 0 变为 0.2。因此，在使用 tanh 函数作为激活函数时，当输入发生变化时，无法保证输出的稳定性。

在实际应用中，随着时间的变化，当有用户的数据发生较大的变化时，如消费类的数据，在不同日期可能会有较大变化（如某一天发生突变），但是用户的信用一般是比较稳定的状态，即信用分只有很小的变化。因此，在需要获得信用分的深度神经网络中，在使用 tanh 函数作为激活函数时，当数据发生较大变化时，无法保证信用分只有很小的

变化, 这样, 显然 $\tanh$ 函数也不再适用了, 需要重新设计一种新的激活函数, 以在输入发生变化时, 保证输出只有很小的变化, 从而保证输出的稳定性。例如, 当输入由 0 变为 0.1 时, 输出由 0 变为 0.01, 当输入由 0 变为 0.2 时, 输出由 0 变为 0.018。

针对获得信用分的深度神经网络, 在上述过程中, 输入可以是指输入到激活函数的特征向量值, 输出可以是指激活函数输出的特征向量值。

针对上述发现, 本申请实施例中设计一种新的激活函数, 并将该激活函数称为缩放双曲正切函数, 在后续过程中详细说明该缩放双曲正切函数。当在深度神经网络内使用缩放双曲正切函数时, 可以保证在输入发生变化时, 输出只有很小的变化, 从而保证输出的稳定性。基于该缩放双曲正切函数, 本申请实施例提出一种特征向量值的输出方法, 该方法可以应用在深度神经网络内, 如图 3 所示, 该特征向量值的输出方法具体可以包括以下步骤:

步骤 301, 选取缩放双曲正切函数作为深度神经网络的激活函数。

步骤 302, 使用缩放双曲正切函数对深度神经网络的上一级别输出的第一特征向量值进行计算, 得到第二特征向量值。

步骤 303, 将第二特征向量值输出给深度神经网络的下一级别。

在深度神经网络内, 为了加入非线性因素, 减小实际数据的噪声, 抑制边缘奇异性较大的数据, 对上一级别输出的特征向量值进行约束等考虑, 通常会使用激活函数 (如非线性函数) 对深度神经网络的上一级别输出的第一特征向量值进行计算, 得到一个新的第二特征向量值, 并将该第二特征向量值输出给深度神经网络的下一级别。其中, 深度神经网络的上一级别可以是指: 将第一特征向量值输出给激活函数的隐藏层或者模块层等, 隐藏层或者模块层在得到第一特征向量值后, 会将第一特征向量值输出给激活函数, 以使用激活函数对第一特征向量值进行计算, 得到第二特征向量值。深度神经网络的下一级别可以是指: 将激活函数处理后的第二特征向量值输出给的隐藏层或者模块层等, 在使用激活函数对第一特征向量值进行计算, 得到第二特征向量值之后, 会将第二特征向量值输出给隐藏层或者模块层等。

在此基础上, 本申请实施例中, 可以选取缩放双曲正切函数 (scaledtanh) 作为深度神经网络的激活函数, 而不是选取 sigmoid 函数、 ReLU 函数、 $\tanh$ 函数等作为深度神经网络的激活函数。进一步的, 选取缩放双曲正切函数作为深度神经网络的激活函数的过程, 具体可以包括但不限于如下方式: 确定双曲正切函数, 并降低该双曲正切函数的斜率, 以得到一个缩放双曲正切函数, 并选取该缩放双曲正切函数作为深度神经网络的激

活函数。

其中，缩放双曲正切函数具体包括但不限于： $\text{scaledtanh}(x) = \beta * \tanh(\alpha * x)$ ；基于此，在使用缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值时， x 为第一特征向量值， $\text{scaledtanh}(x)$ 为第二特征向量值， $\tanh(x)$ 为双曲正切函数，
5 β 和 α 均为预设数值，且 α 小于 1，大于 0。

双曲正切函数 $\tanh(x)$ 的计算公式可以为 $\tanh(x) = (e^x - e^{-x}) / (e^x + e^{-x})$ ，参考图 2 可以看出， $\tanh(x)$ 的结果在 $(-1.0-1.0)$ 之间，因此， $\tanh(\alpha * x)$ 的结果也在 $(-1.0-1.0)$ 之间，这样，就可以通过预设数值 β 来控制输出值的范围，即输出值的范围是 $(-\beta, \beta)$ 。在一种可行的实施方式中，可以选择 β 等于 1，这样，输出值的范围就是 $(-1.0-1.0)$ ，即没
10 有改变双曲正切函数的输出值范围。

如图 4 所示，为缩放双曲正切函数的图形示意图，从图 4 可以看出，通过使用 α 控制了双曲正切函数的斜率，当选取 α 小于 1 时，则可以降低双曲正切函数的斜率。而且，随着 α 变小，双曲正切函数的斜率也在变小，因此缩放双曲正切函数对输入的敏感程度也在降低，达到增强输出稳定性的目的。

具体的，当 α 变小时，则 $(\alpha * x)$ 的结果也在变小，基于双曲正切函数的特性， $\tanh(\alpha * x)$ 的结果也在变小，因此，缩放双曲正切函数 $\text{scaledtanh}(x)$ 的结果会变小。这样，当输入范围在 0-1 之间，且输入为 0 附近时，缩放双曲正切函数的输出不是近似线性的，且斜率较小，对于输入的变化来说，其对应的输出的变化较小。例如，当输入由 0 变为 0.1 时，输出可能只由 0 变为 0.01，当输入由 0 变为 0.2 时，输出可能只由 0 变为 0.018。因此，
15 在使用缩放双曲正切函数作为激活函数时，当输入发生变化时，可以保证输出的稳定性。
20

在上述过程中，输入可以是指输入到缩放双曲正切函数的第一特征向量值，输出可以是指缩放双曲正切函数输出的第二特征向量值。

本申请实施例的上述过程中使用的缩放双曲正切函数，可以应用在深度神经网络的训练阶段，也可以应用在深度神经网络的预测阶段。

本申请实施例中设计的缩放双曲正切函数，可以应用在目前的任意深度神经网络中，即所有场景下的深度神经网络均可以使用缩放双曲正切函数作为激活函数。在一个可行的实施方式中，可以将缩放双曲正切函数应用在征信模型中，即在获得信用分的深度神经网络中使用缩放双曲正切函数作为激活函数。基于此，本申请实施例提出一种信用分的获取方法，该方法可以在深度神经网络内使用缩放双曲正切函数作为激活函数，
25

从而保证在输入发生变化时，输出只有很小的变化，从而保证输出的稳定性。如图 5 所示，本申请实施例中提出的信用分的获取方法具体可以包括以下步骤：

步骤 501，获得用户的输入数据，并将输入数据提供给深度神经网络。

5 步骤 502，通过深度神经网络对输入数据进行处理，得到信用概率值；其中，在深度神经网络内，选取缩放双曲正切函数作为激活函数，并使用该缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值，并将该第二特征向量值输出给下一级别。

步骤 503，利用深度神经网络输出的信用概率值获取用户的信用分。

10 本申请实施例中，输入数据可以是用户信用历史、行为偏好、履约能力、身份特质、人脉关系等五个维度的输入数据，此外，信用概率值可以是信用好概率值和/或信用不好概率值，基于当前得到的信用好概率值和/或信用不好概率值，可以对输入数据进行评分，以得到当前用户的信用分。针对信用分的获取的详细过程，可以参见上述流程，在此不再重复赘述。

15 在深度神经网络内，为了加入非线性因素，减小实际数据的噪声，抑制边缘奇异性较大的数据，对上一级别输出的特征向量值进行约束等考虑，通常会使用激活函数（如非线性函数）对深度神经网络的上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到一个新的第二特征向量值，并将该第二特征向量值输出给深度神经网络的下一级别。其中，深度神经网络的上一级别可以是指：将第一特征向量值输出给激活函数的隐藏层或者模块层等，隐藏层或者模块层在得到第一特征向量值后，会将第一特征向量值输出给激活函数，
20 数，以使用激活函数对第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值。深度神经网络的下一级别可以是指：将激活函数处理后的第二特征向量值输出给的隐藏层或者模块层等，在使用激活函数对第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值之后，会将第二特征向量值输出给隐藏层或者模块层等。

其中，当在隐藏层使用激活函数时，则上一级别输出的第一特征向量值可以包括：
25 深度神经网络的隐藏层输出的一个数据维度的特征向量值，例如，用户信用历史维度的特征向量值、或者身份特质维度的特征向量值。

当在模块层使用激活函数时，则上一级别输出的第一特征向量值可以包括：深度神经网络的模块层输出的多个数据维度的特征向量值。例如，用户信用历史维度的特征向量值、行为偏好维度的特征向量值、履约能力维度的特征向量值、身份特质维度的特征
30 向量值、人脉关系维度的特征向量值。

在此基础上，本申请实施例中，可以选取缩放双曲正切函数（scaledtanh）作为深度神经网络的激活函数，而不是选取 sigmoid 函数、ReLU 函数、tanh 函数等作为深度神经网络的激活函数。进一步的，选取缩放双曲正切函数作为深度神经网络的激活函数的过程，具体可以包括但不限于如下方式：确定双曲正切函数，并降低该双曲正切函数的斜率，以得到一个缩放双曲正切函数，并选取该缩放双曲正切函数作为深度神经网络的激活函数。

其中，缩放双曲正切函数具体包括但不限于： $\text{scaledtanh}(x) = \beta * \tanh(\alpha * x)$ ；基于此，在使用缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值时， x 为第一特征向量值， $\text{scaledtanh}(x)$ 为第二特征向量值， $\tanh(x)$ 为双曲正切函数， β 和 α 均为预设数值，且 α 小于 1，大于 0。

双曲正切函数 $\tanh(x)$ 的计算公式可以为 $\tanh(x) = (e^x - e^{-x}) / (e^x + e^{-x})$ ，参考图 2 可以看出， $\tanh(x)$ 的结果在 $(-1.0-1.0)$ 之间，因此， $\tanh(\alpha * x)$ 的结果也在 $(-1.0-1.0)$ 之间，这样，就可以通过预设数值 β 来控制输出值的范围，即输出值的范围是 $(-\beta, \beta)$ 。在一种可行的实施方式中，可以选择 β 等于 1，这样，输出值的范围就是 $(-1.0-1.0)$ ，即没有改变双曲正切函数的输出值范围。

如图 4 所示，为缩放双曲正切函数的图形示意图，从图 4 可以看出，通过使用 α 控制了双曲正切函数的斜率，当选取 α 小于 1 时，则可以降低双曲正切函数的斜率。而且，随着 α 变小，双曲正切函数的斜率也在变小，因此缩放双曲正切函数对输入的敏感程度也在降低，达到增强输出稳定性的目的。

具体的，当 α 变小时，则 $(\alpha * x)$ 的结果也在变小，基于双曲正切函数的特性， $\tanh(\alpha * x)$ 的结果也在变小，因此，缩放双曲正切函数 $\text{scaledtanh}(x)$ 的结果会变小。这样，当输入范围在 0-1 之间，且输入为 0 附近时，缩放双曲正切函数的输出不是近似线性的，且斜率较小，对于输入的变化来说，其对应的输出的变化较小。例如，当输入由 0 变为 0.1 时，输出可能只由 0 变为 0.01，当输入由 0 变为 0.2 时，输出可能只由 0 变为 0.018。因此，在使用缩放双曲正切函数作为激活函数时，当输入发生变化时，可以保证输出的稳定性。

在上述过程中，输入可以是指输入到缩放双曲正切函数的第一特征向量值，输出可以是指缩放双曲正切函数输出的第二特征向量值。

本申请实施例的上述过程中使用的缩放双曲正切函数，可以应用在深度神经网络的训练阶段，也可以应用在深度神经网络的预测阶段。

基于上述技术方案，本申请实施例中，通过使用缩放双曲正切函数作为激活函数，以增强深度神经网络的稳定性。当深度神经网络应用在个人征信系统时，可以增强信用分的稳定性，避免信用分发生较大变化，提高使用体验。例如，随着时间的变化，当有用户的数据发生较大的变化时，如消费类的数据，在不同日期可能会有较大变化（如某天发生突变），可以保证用户的信用是比较稳定的状态，即信用分只有很小的变化，增强信用分的稳定性。

对于上述特征向量值的输出方法、信用分的获取方法，可以应用在目前的任意设备上，只要该设备能够使用深度神经网络做数据处理即可，如可以应用在 ODPS（Open Data Processing Service，开放数据处理服务）平台上。

基于与上述方法同样的申请构思，本申请实施例还提供一种信用分的获取装置，应用在开放数据处理服务平台上。其中，该信用分的获取装置可以通过软件实现，也可以通过硬件或者软硬件结合的方式实现。以软件实现为例，作为一个逻辑意义上的装置，是通过其所在的开放数据处理服务平台的处理器，读取非易失性存储器中对应的计算机程序指令形成的。从硬件层面而言，如图 6 所示，为本申请提出的信用分的获取装置所在的开放数据处理服务平台的一种硬件结构图，除了图 6 所示的处理器、非易失性存储器外，开放数据处理服务平台还可以包括其他硬件，如负责处理报文的转发芯片、网络接口、内存等；从硬件结构上来讲，该开放数据处理服务平台还可能是分布式设备，可能包括多个接口卡，以便在硬件层面进行报文处理的扩展。

如图 7 所示，为本申请提出的信用分的获取装置的结构图，该装置包括：

获得模块 11，用于获得用户的输入数据；

提供模块 12，用于将所述输入数据提供给深度神经网络；

处理模块 13，用于通过所述深度神经网络对所述输入数据进行处理，得到信用概率值；其中，在所述深度神经网络内，选取缩放双曲正切函数作为激活函数，并使用所述缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值，并将所述第二特征向量值输出给下一级别；

获取模块 14，用于利用深度神经网络输出的信用概率值获取用户的信用分。

所述处理模块 13，具体用于在选取缩放双曲正切函数作为激活函数的过程中，确定双曲正切函数，降低所述双曲正切函数的斜率，以得到缩放双曲正切函数，并选取所述缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数。

本申请实施例中，所述处理模块 13 选取的所述缩放双曲正切函数具体包括：

$\text{scaledtanh}(x) = \beta * \tanh(\alpha * x)$; 所述处理模块 13 在使用所述缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算, 得到第二特征向量值的过程中, x 为第一特征向量值, $\text{scaledtanh}(x)$ 为第二特征向量值, $\tanh(x)$ 为双曲正切函数, β 和 α 均为预设数值, 且 α 小于 1, 大于 0。

5 本申请实施例中, 所述上一级别输出的第一特征向量值包括: 所述深度神经网络的隐藏层输出的一个数据维度的特征向量值; 所述深度神经网络的模块层输出的多个数据维度的特征向量值。

其中, 本申请装置的各个模块可以集成于一体, 也可以分离部署。上述模块可以合并为一个模块, 也可以进一步拆分成多个子模块。

10 基于与上述方法同样的申请构思, 本申请实施例还提供一种特征向量值的输出装置, 应用在开放数据处理服务平台上。该特征向量值的输出装置可以通过软件实现, 也可通过硬件或者软硬件结合的方式实现。以软件实现为例, 作为一个逻辑意义上的装置, 是通过其所在的开放数据处理服务平台的处理器, 读取非易失性存储器中对应的计算机程序指令形成的。从硬件层面而言, 如图 8 所示, 为本申请提出的特征向量值的输出装置
15 所在的开放数据处理服务平台的一种硬件结构图, 除了图 8 所示的处理器、非易失性存储器外, 开放数据处理服务平台还可以包括其他硬件, 如负责处理报文的转发芯片、网络接口、内存等; 从硬件结构上来讲, 开放数据处理服务平台还可能是分布式设备, 可能包括多个接口卡, 以便在硬件层面进行报文处理的扩展。

20 如图 9 所示, 为本申请提出的特征向量值的输出装置的结构图, 应用在深度神经网络内, 所述特征向量值的输出装置具体包括:

选取模块 21, 用于选取缩放双曲正切函数作为深度神经网络的激活函数;

获得模块 22, 用于使用所述缩放双曲正切函数对所述深度神经网络的上一级别输出的第一特征向量值进行计算, 得到第二特征向量值;

输出模块 23, 用于将第二特征向量值输出给深度神经网络的下一级别。

25 本申请实施例中, 所述选取模块 21, 具体用于在选取缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数的过程中, 确定双曲正切函数, 并降低所述双曲正切函数的斜率, 以得到缩放双曲正切函数, 并选取所述缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数。

本申请实施例中, 所述选取模块 21 选取的所述缩放双曲正切函数具体包括:

30 $\text{scaledtanh}(x) = \beta * \tanh(\alpha * x)$; 所述获得模块 22 在使用所述缩放双曲正切函数对上一级别

输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值的过程中， x 为第一特征向量值， $\text{scaledtanh}(x)$ 为第二特征向量值， $\tanh(x)$ 为双曲正切函数， β 和 α 均为预设数值，且 α 小于 1，大于 0。

5 其中，本申请装置的各个模块可以集成于一体，也可以分离部署。上述模块可以合并为一个模块，也可以进一步拆分成多个子模块。

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本申请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，但很多情况下前者是更佳的实施方式。基于这样的理解，本申请的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，该计算机软件产品存储在一个存储介质中，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）
10 执行本申请各个实施例所述的方法。本领域技术人员可以理解附图只是一个优选实施例的示意图，附图中的模块或流程并不一定是实施本申请所必须的。

本领域技术人员可以理解实施例中的装置中的模块可以按照实施例描述进行分布于实施例的装置中，也可以进行相应变化位于不同于本实施例的一个或多个装置中。上述
15 实施例的模块可以合并为一个模块，也可进一步拆分成多个子模块。上述本申请实施例序号仅仅为了描述，不代表实施例的优劣。

以上公开的仅为本申请的几个具体实施例，但是，本申请并非局限于此，任何本领域的技术人员能思之的变化都应落入本申请的保护范围。

权利要求书

1. 一种信用分的获取方法，其特征在于，所述方法包括以下步骤：

获得用户的输入数据，并将所述输入数据提供给深度神经网络；

通过所述深度神经网络对所述输入数据进行处理，得到信用概率值；

5 利用所述深度神经网络输出的所述信用概率值获取所述用户的信用分；

其中，在所述深度神经网络内，选取缩放双曲正切函数作为激活函数，并使用所述缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值，并将所述第二特征向量值输出给下一级别。

2. 根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，在所述深度神经网络内，所述选取
10 缩放双曲正切函数作为激活函数的过程，具体包括：

确定双曲正切函数，并降低所述双曲正切函数的斜率，以得到缩放双曲正切函数，并选取所述缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数。

3. 根据权利要求 1 或 2 所述的方法，其特征在于，

所述缩放双曲正切函数具体包括： $\text{scaledtanh}(x) = \beta * \tanh(\alpha * x)$ ；

15 在使用所述缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值时， x 为第一特征向量值， $\text{scaledtanh}(x)$ 为第二特征向量值， $\tanh(x)$ 为双曲正切函数， β 和 α 均为预设数值，且 α 小于 1，大于 0。

4. 根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述上一级别输出的第一特征向量值包括：所述深度神经网络的隐藏层输出的一个数据维度的特征向量值；所述深度神经
20 网络的模块层输出的多个数据维度的特征向量值。

5. 一种特征向量值的输出方法，其特征在于，应用在深度神经网络内，所述方法包括以下步骤：

选取缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数；

使用所述缩放双曲正切函数对所述深度神经网络的上一级别输出的第一特征向量
25 值进行计算，得到第二特征向量值；

将所述第二特征向量值输出给所述深度神经网络的下一级别。

6. 根据权利要求 5 所述的方法，其特征在于，所述选取缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数的过程，具体包括：

确定双曲正切函数，并降低所述双曲正切函数的斜率，以得到缩放双曲正切函数，
30 并选取所述缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数。

7. 根据权利要求 5 或 6 所述的方法，其特征在于，

所述缩放双曲正切函数具体包括： $\text{scaledtanh}(x)=\beta * \tanh(\alpha * x)$ ；

在使用所述缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值时， x 为第一特征向量值， $\text{scaledtanh}(x)$ 为第二特征向量值， $\tanh(x)$ 为双曲正切函数， β 和 α 均为预设数值，且 α 小于 1，大于 0。

8. 一种信用分的获取装置，其特征在于，所述装置具体包括：

获得模块，用于获得用户的输入数据；

提供模块，用于将所述输入数据提供给深度神经网络；

处理模块，用于通过所述深度神经网络对所述输入数据进行处理，得到信用概率值；

10 其中，在所述深度神经网络内，选取缩放双曲正切函数作为激活函数，并使用所述缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值，并将所述第二特征向量值输出给下一级别；

获取模块，用于利用深度神经网络输出的信用概率值获取用户的信用分。

9. 根据权利要求 8 所述的装置，其特征在于，

15 所述处理模块，具体用于在选取缩放双曲正切函数作为激活函数的过程中，确定双曲正切函数，并降低所述双曲正切函数的斜率，以得到缩放双曲正切函数，并选取所述缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数。

10. 根据权利要求 8 或 9 所述的装置，其特征在于，

所述处理模块选取的所述缩放双曲正切函数具体包括： $\text{scaledtanh}(x)=\beta * \tanh(\alpha * x)$ ；

20 所述处理模块在使用所述缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值的过程中， x 为第一特征向量值， $\text{scaledtanh}(x)$ 为第二特征向量值， $\tanh(x)$ 为双曲正切函数， β 和 α 均为预设数值，且 α 小于 1，大于 0。

11. 根据权利要求 8 所述的装置，其特征在于，所述上一级别输出的第一特征向量值包括：所述深度神经网络的隐藏层输出的一个数据维度的特征向量值；所述深度神经网络的模块层输出的多个数据维度的特征向量值。

12. 一种特征向量值的输出装置，其特征在于，所述特征向量值的输出装置应用在深度神经网络内，所述特征向量值的输出装置具体包括：

选取模块，用于选取缩放双曲正切函数作为深度神经网络的激活函数；

30 获得模块，用于使用所述缩放双曲正切函数对所述深度神经网络的上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值；

输出模块，用于将所述第二特征向量值输出给深度神经网络的下一级别。

13. 根据权利要求 12 所述的装置，其特征在于，

所述选取模块，具体用于在选取缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数的过程中，确定双曲正切函数，并降低所述双曲正切函数的斜率，以得到缩放双曲正切函数，并选取所述缩放双曲正切函数作为所述深度神经网络的激活函数。

14. 根据权利要求 12 或 13 所述的装置，其特征在于，

所述选取模块选取的所述缩放双曲正切函数具体包括： $\text{scaledtanh}(x) = \beta * \tanh(\alpha * x)$ ；所述获得模块在使用所述缩放双曲正切函数对上一级别输出的第一特征向量值进行计算，得到第二特征向量值的过程中， x 为第一特征向量值， $\text{scaledtanh}(x)$ 为第二特征向量值， $\tanh(x)$ 为双曲正切函数， β 和 α 均为预设数值，且 α 小于 1，大于 0。

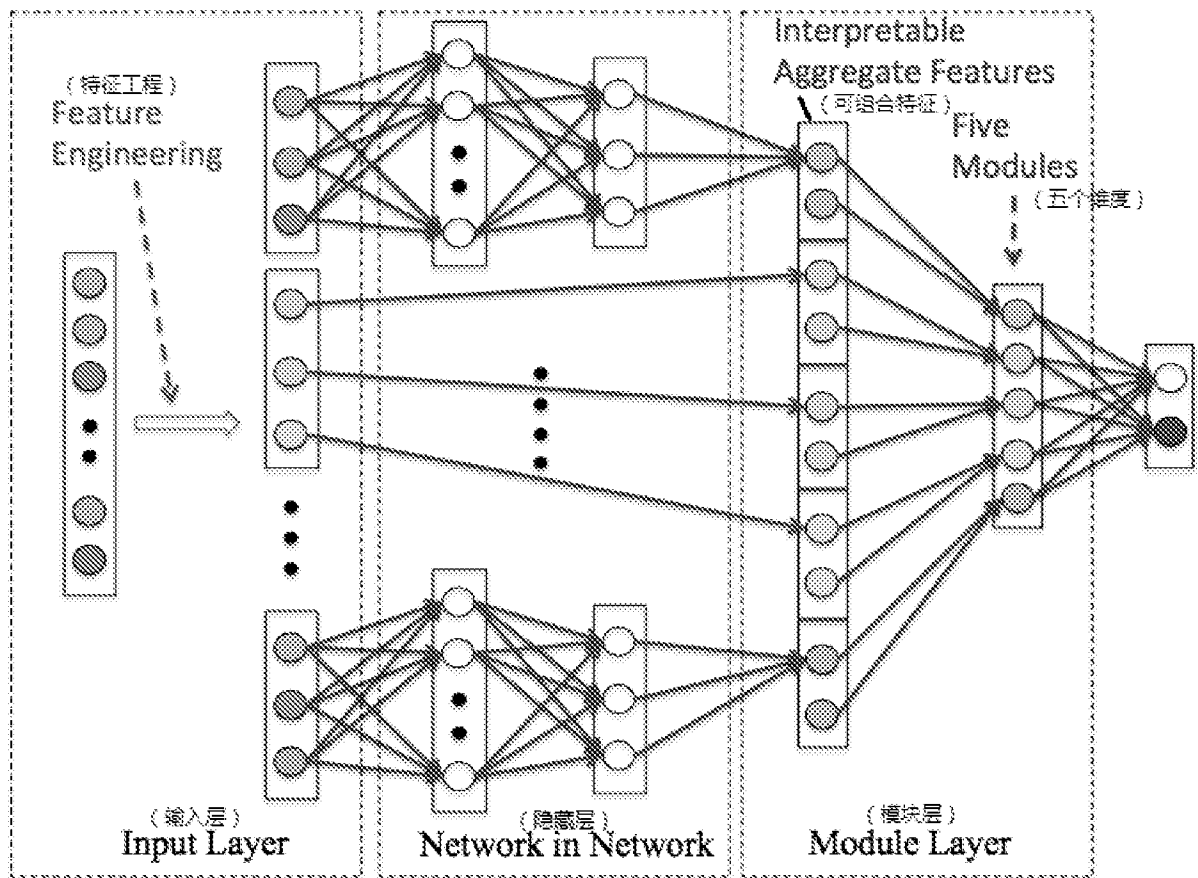


图 1

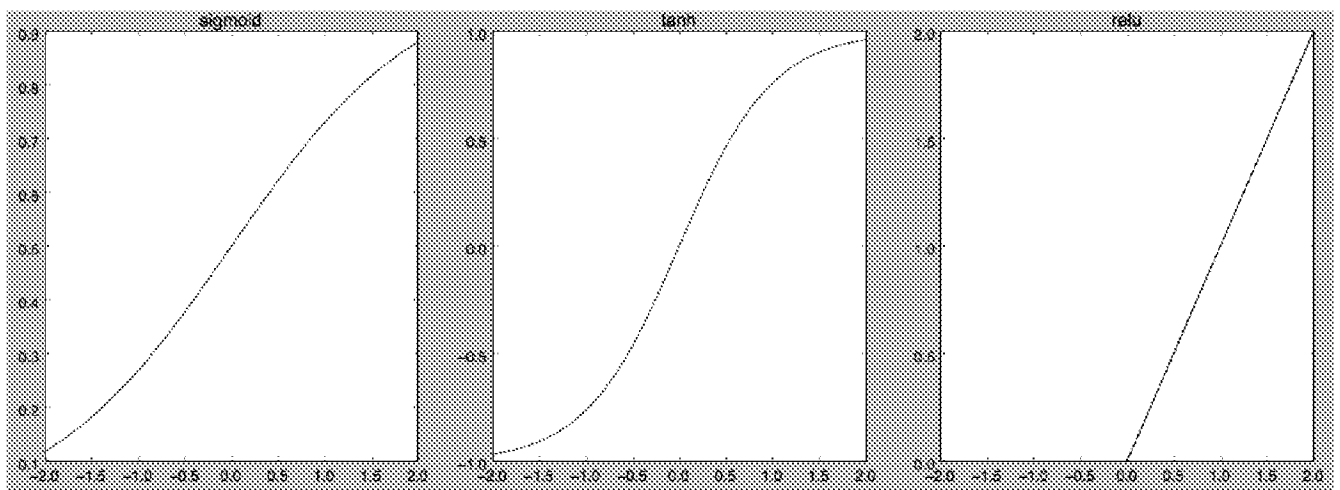


图 2

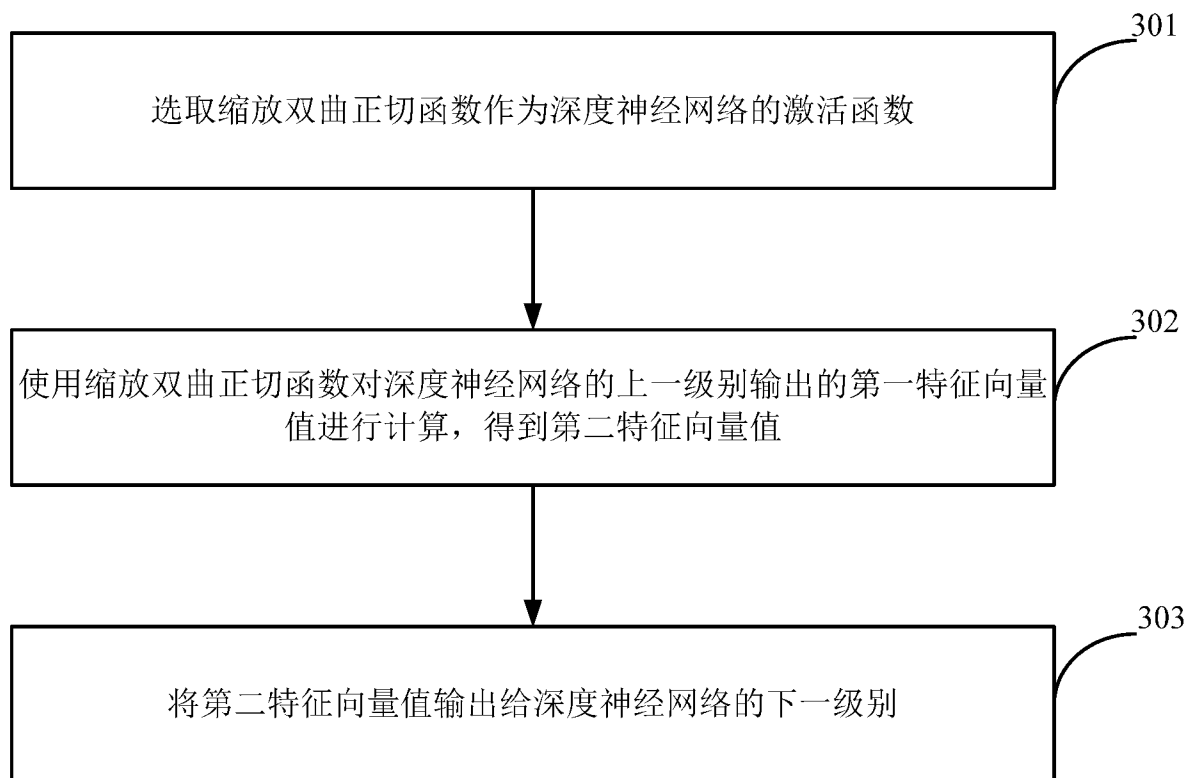


图 3

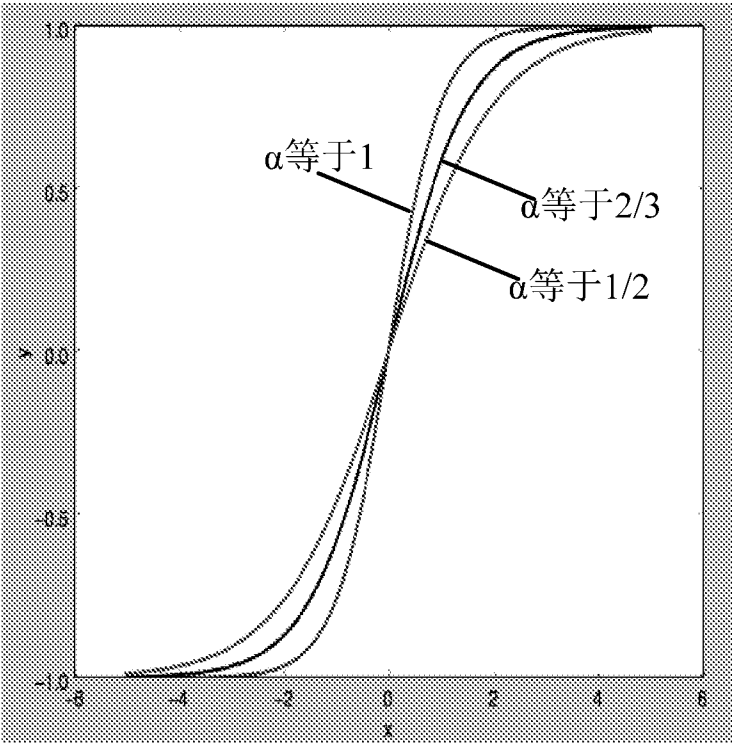


图 4

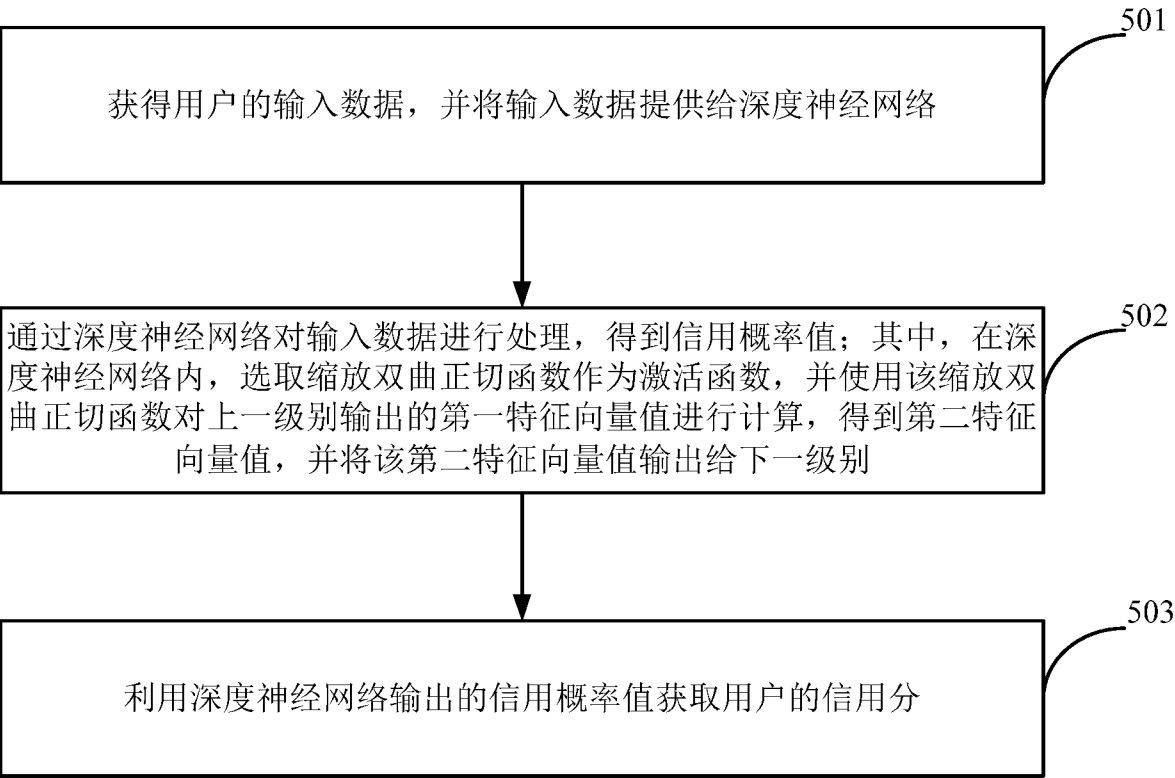


图 5

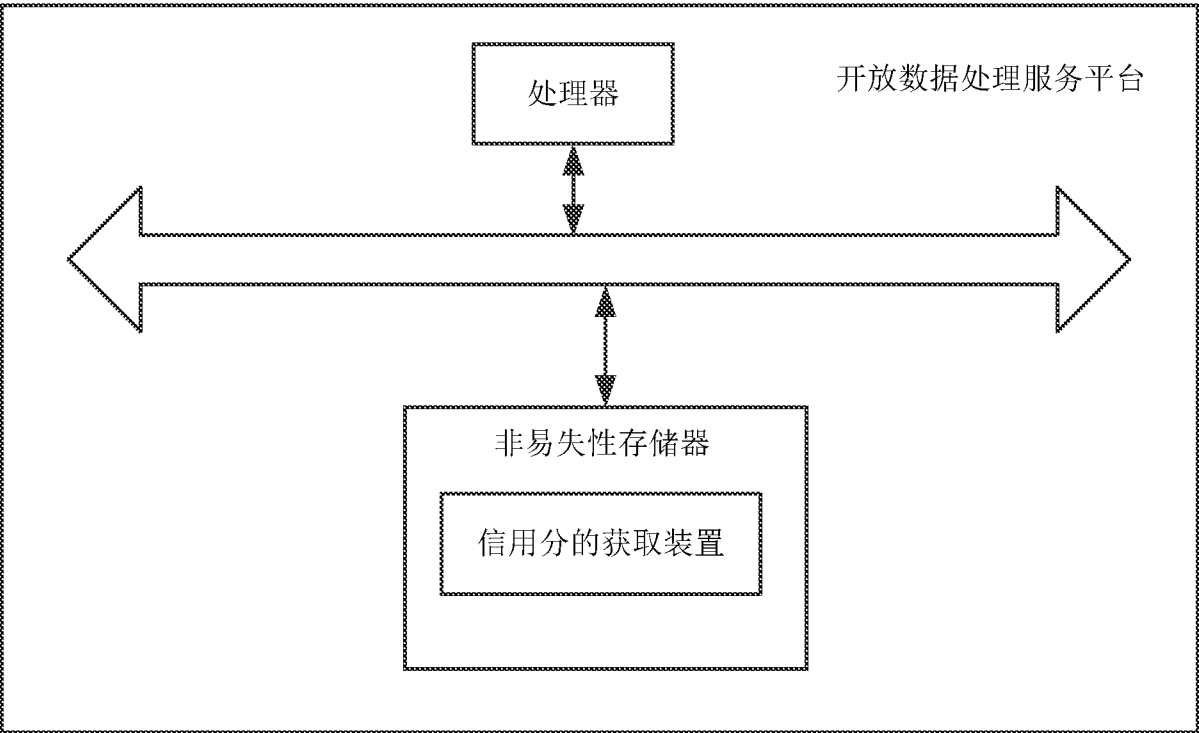


图 6

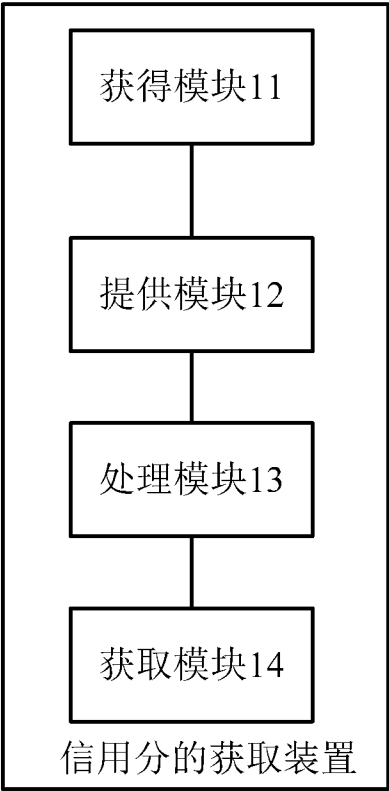


图 7

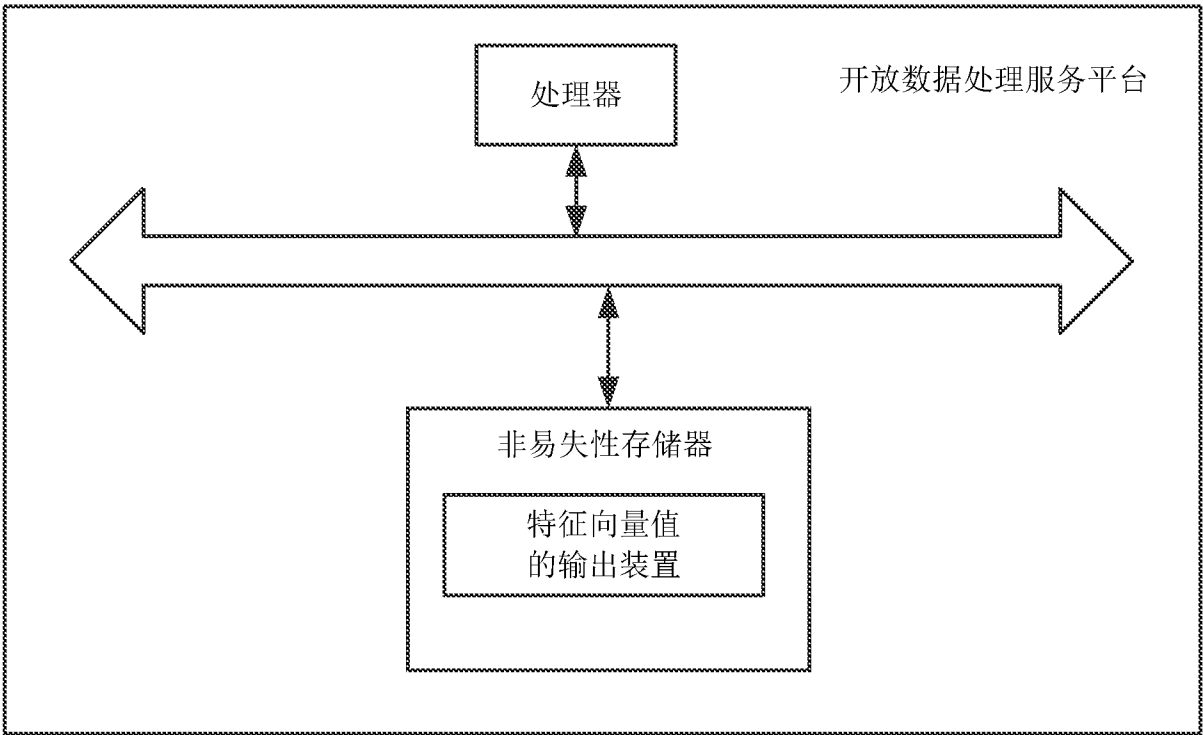


图 8

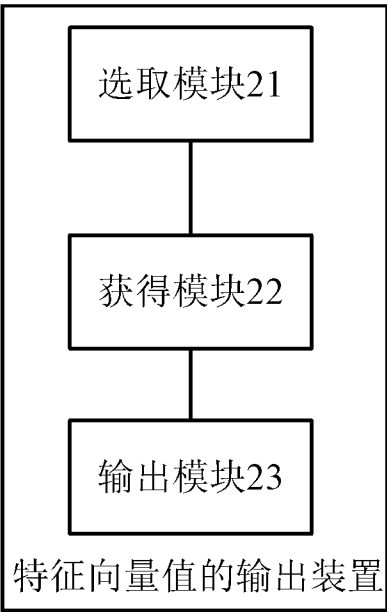


图 9

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2017/073756

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06Q 40/02 (2012.01) i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06Q

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CPRS, CNKI, EPODOC, WPI: deep neural network, feature vector, hyperbolic tangent function, scale, activation function, deep, neural, network, feature, vector, credit, evaluat+, scaledtanh

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 104866969 A (BAIDU ONLINE NETWORK TECHNOLOGY (BEIJING) CO., LTD.), 26 August 2015 (26.08.2015), the whole document	1-14
A	US 2012/0023006 A1 (ROSER et al.), 26 January 2012 (26.01.2012), the whole document	1-14

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.

☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:	“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention
“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance	“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone
“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date	“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art
“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)	“&” document member of the same patent family
“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means	
“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed	

Date of the actual completion of the international search 21 March 2017 (21.03.2017)	Date of mailing of the international search report 28 March 2017 (28.03.2017)
Name and mailing address of the ISA/CN: State Intellectual Property Office of the P. R. China No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing 100088, China Facsimile No.: (86-10) 62019451	Authorized officer BAI, Xuetao Telephone No.: (86-10) 62412069

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2017/073756

Patent Documents referred in the Report	Publication Date	Patent Family	Publication Date
CN 104866969 A	26 August 2015	None	
US 2012/0023006 A1	26 January 2012	WO 2012012623 A1	26 January 2012
		CN 103154991 A	12 June 2013
		US 8671040 B2	11 March 2014
		EP 2596467 A1	29 May 2013

A. 主题的分类 G06Q 40/02 (2012. 01) i 按照国际专利分类 (IPC) 或者同时按照国家分类和 IPC 两种分类											
B. 检索领域 检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号) G06Q 包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献 在国际检索时查阅的电子数据库 (数据库的名称, 和使用的检索词 (如使用)) CPRS, CNKI, EPDOC, WPI 深度神经网络, 特征向量, 双曲正切函数, 缩放, 激活函数, 信用, deep, neural, network, feature, vector, credit, evaluat+, scaledtanh											
C. 相关文件 <table border="1"> <thead> <tr> <th>类 型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>A</td> <td>CN 104866969 A (百度在线网络技术北京有限公司) 2015年 8月 26日 (2015 - 08 - 26) 全文</td> <td>1-14</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>US 2012/0023006 A1 (ROSER 等) 2012年 1月 26日 (2012 - 01 - 26) 全文</td> <td>1-14</td> </tr> </tbody> </table>			类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	A	CN 104866969 A (百度在线网络技术北京有限公司) 2015年 8月 26日 (2015 - 08 - 26) 全文	1-14	A	US 2012/0023006 A1 (ROSER 等) 2012年 1月 26日 (2012 - 01 - 26) 全文	1-14
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求									
A	CN 104866969 A (百度在线网络技术北京有限公司) 2015年 8月 26日 (2015 - 08 - 26) 全文	1-14									
A	US 2012/0023006 A1 (ROSER 等) 2012年 1月 26日 (2012 - 01 - 26) 全文	1-14									
☐ 其余文件在C栏的续页中列出。 ☒ 见同族专利附件。 <table border="0"> <tr> <td> * 引用文件的具体类型: “A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 “E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 “L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的) “O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 “P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件 </td> <td> “T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件 “X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性 “Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性 “&” 同族专利的文件 </td> </tr> </table>			* 引用文件的具体类型: “A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 “E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 “L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的) “O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 “P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件	“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件 “X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性 “Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性 “&” 同族专利的文件							
* 引用文件的具体类型: “A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 “E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 “L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的) “O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 “P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件	“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件 “X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性 “Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性 “&” 同族专利的文件										
国际检索实际完成的日期 2017年 3月 21日		国际检索报告邮寄日期 2017年 3月 28日									
ISA/CN的名称和邮寄地址 中华人民共和国国家知识产权局 (ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10)62019451		受权官员 白雪涛 电话号码 (86-10)62412069									

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2017/073756

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	104866969	A	2015年 8月 26日	无			
US	2012/0023006	A1	2012年 1月 26日	WO	2012012623	A1	2012年 1月 26日
				CN	103154991	A	2013年 6月 12日
				US	8671040	B2	2014年 3月 11日
				EP	2596467	A1	2013年 5月 29日