



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107180375 A

(43)申请公布日 2017.09.19

(21)申请号 201710308775.9

(22)申请日 2017.05.04

(71)申请人 东华大学

地址 201620 上海市松江区松江新城人民
北路2999号

(72)发明人 李维婷 彭顺风 张洁

(74)专利代理机构 上海泰能知识产权代理事务
所 31233

代理人 宋纓 钱文斌

(51)Int.Cl.

G06Q 30/06(2012.01)

G06N 3/08(2006.01)

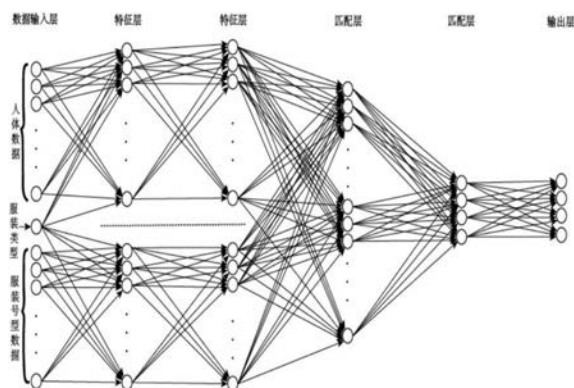
权利要求书2页 说明书4页 附图2页

(54)发明名称

一种基于多层神经网络的服装号型推荐系统

(57)摘要

本发明涉及一种基于多层神经网络的服装号型推荐系统,采用一个六层的神经网络,包括一个数据输入层、四个隐藏层和一个输出层;所述数据输入层用于输入人体尺寸信息、服装号型数据和服装类型;所述四个隐藏层中,有两个是特征提取层,通过局部连接提取人体尺寸信息和服装号型特征信息,另外两个为匹配层,通过全连接的方式得到人体尺寸信息和对应类型服装号型之间的特征匹配情况;所述输出层用于输出各服装类型的各号型的匹配度大小,其中输出结果越大表示匹配程度越高。本发明实现服装号型推荐的智能化和多样化。



1. 一种基于多层神经网络的服装号型推荐系统,其特征在于,采用一个六层的神经网络,包括一个数据输入层、四个隐藏层和一个输出层;所述数据输入层用于输入人体尺寸信息、服装号型数据和服装类型;所述四个隐藏层中,有两个是特征提取层,通过局部连接提取人体尺寸信息和服装号型特征信息,另外两个为匹配层,通过全连接的方式得到人体尺寸信息和对应类型服装号型之间的特征匹配情况;所述输出层用于输出各服装类型的各号型的匹配度大小,其中输出结果越大表示匹配程度越高。

2. 根据权利要求1所述的基于多层神经网络的服装号型推荐系统,其特征在于,所述的6层神经网络通过深度学习框架tensorflow建立,采用梯度下降法结合反向传播算法调整参数,且用交叉熵代价函数作为损失函数度量训练样本的输出损失,所述6层神经网络通过各个输入数据样本的训练,不断调整每层神经网络的权值和偏置参数,来减少输出损失,直到找到一个最优值;各隐藏层的特征节点数量利用经验公式 $m = \sqrt{n+l} + \alpha$ 确定,其中,m为隐藏层的节点数,n为输入节点数,l为输出节点数, α 为不定数,范围是1~10。

3. 根据权利要求1所述的基于多层神经网络的服装号型推荐系统,其特征在于,所述数据输入层输入8个人体尺寸数据,32个服装号型数据和1个服装类型数据;所述8个人体尺寸数据分别为身高、臂长、背长、胸围、颈围、肩宽、腰围和臀围。

4. 根据权利要求1所述的基于多层神经网络的服装号型推荐系统,其特征在于,所述两个特征提取层中第一个特征提取层的总节点数为Hn1,包括:人体特征提取变换层为Hn1₁个节点,服装号型特征提取变换层为Hn1₂个节点;第一个特征提取层相应的权值和偏置矩阵

为:
$$\begin{aligned} weights1 &= \begin{bmatrix} weights1_1 \\ weights1_2 \end{bmatrix} \\ biases1 &= \begin{bmatrix} biases1_1 \\ biases1_2 \end{bmatrix} \end{aligned}$$
 ,其中,weights1₁的大小为Hn1₁×9,weights1₂的大小为Hn1₂×

33,biases1₁为Hn1₁的维向量,biases1₂为Hn1₂的维向量;第一个特征提取层的激活函数为

线性整流器,得到第一个隐藏层的输出为: $a^1 = \begin{bmatrix} a_1^1 \\ a_2^1 \end{bmatrix} = ReLU \left(\begin{bmatrix} weights1_1 * x_1 + biases1_1 \\ weights1_2 * x_2 + biases1_2 \end{bmatrix} \right)$,其

中,x₁为9维向量,表示输入的8个人体尺寸数据信息和1个服装类型信息,x₂为33维向量,表示输入的1个服装类型信息和32个号型数据信息;第二个特征提取层的总节点数为Hn2,包括:人体特征提取变换层为Hn2₁个节点,服装号型特征提取变换层为Hn2₂个节点;第二个特

征提取层相应的权值和偏置矩阵为:
$$\begin{aligned} weights2 &= \begin{bmatrix} weights2_1 \\ weights2_2 \end{bmatrix} \\ biases2 &= \begin{bmatrix} biases2_1 \\ biases2_2 \end{bmatrix} \end{aligned}$$
 ,其中,weights2₁的大小为

Hn2₁×Hn1₁,weights2₂的大小为Hn2₂×Hn1₂,biases2₁为Hn2₁的维向量,biases2₂为Hn2₂ m = $\sqrt{n+l} + \alpha$ 的维向量;第二个特征提取层的激活函数为线性整流器,得到第二个隐

藏层的输出为: $a^2 = \begin{bmatrix} a_1^2 \\ a_2^2 \end{bmatrix} = ReLU \left(\begin{bmatrix} weights2_1 * a_1^1 + biases2_1 \\ weights2_2 * a_2^1 + biases2_2 \end{bmatrix} \right)$ 。

5. 根据权利要求4所述的基于多层神经网络的服装号型推荐系统,其特征在于,所述两

个匹配层中第一个匹配层的总节点数为 H_{n3} ,权值和偏置矩阵分别为: $H_{n3} \times H_{n2}$ 大小的矩阵 $weights3$ 和 H_{n3} 维向量 $biases3$,则该第一个匹配层的输出为: $a^3 = \text{ReLU}(weights3 * a^2 + biases3)$;第二个匹配层的总节点数为 H_{n4} ,权值和偏置矩阵分别为: $H_{n4} \times H_{n3}$ 大小的矩阵 $weights4$ 和 H_{n4} 维向量 $biases4$,则该第二个匹配层的输出为: $a^4 = \text{ReLU}(weights4 * a^3 + biases4)$ 。

6.根据权利要求1所述的基于多层神经网络的服装号型推荐系统,其特征在于,所述输出层的节点有四个,分别表示服装的四个号型S、M、L、XL,对输出层线性变换结果进行softmax处理,得到因变量号型推荐结果,输出结果越大表示匹配程度越高。

一种基于多层神经网络的服装号型推荐系统

技术领域

[0001] 本发明涉及电子商务中智能服装的号型推荐技术领域,特别是涉及一种基于多层神经网络的服装号型推荐系统。

背景技术

[0002] 随着互联网的发展,服装产品电子商务快速发展,其在线销售数量近年来持续增长。但也出现了越来越多的消费者网上购买服装不合体的情况导致退货率的增加。大型网上服装销售的主要障碍是尺码试穿问题,人体特征的多样性和复杂性使得人们难以找到合适尺寸的服装。

[0003] 目前,国外号型推荐主要通过虚拟试衣系统实现,系统大多建立在三维人体模型基础之上,推荐方法基本可以概括为:顾客人体尺寸的输入,系统生成三维人体模型,顾客选择品牌款式,系统进行虚拟试衣,系统推荐号型。三维人体测量设备和人体建模技术还没有普及,这种技术目前只在大型研究机构、企业、网站使用,且费用较高。

[0004] 国内的研究者对于服装号型推荐这一领域提出了一些解决的方法,如层次分析法,BP神经网络,模糊神经网络等。这些传统的方法均是基于小样本的人体尺寸信息、服装号型信息训练集和测试集来建立服装号型推荐系统,且系统仅能针对单一类型服装类型进行推荐,推荐结果不够理想,适用性不强。现今电子商务快速发展,越来越多的消费者选择在网络上购买服装,因此亟需一种合适服装号型推荐系统以满足需求。因而本发明提出一种基于多层神经网络的服装号型推荐方法,其可应用于大量人体数据信息和服装数据及类型信息的情况,具有较好的实用性。

发明内容

[0005] 本发明提供一种基于多层神经网络的服装号型推荐系统,克服传统的服装号型推荐方法数据样本少、服装类型单一的问题,解决人的尺寸信息与服装不同类型、不同号型信息的匹配推荐问题。

[0006] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:提供一种基于多层神经网络的服装号型推荐系统,采用一个六层的神经网络,包括一个数据输入层、四个隐藏层和一个输出层;所述数据输入层用于输入人体尺寸信息、服装号型数据和服装类型;所述四个隐藏层中,有两个是特征提取层,通过局部连接提取人体尺寸信息和服装号型特征信息,另外两个为匹配层,通过全连接的方式得到人体尺寸信息和对应类型服装号型之间的特征匹配情况;所述输出层用于输出各服装类型的各号型的匹配度大小,其中输出结果越大表示匹配程度越高。

[0007] 所述的6层神经网络通过深度学习框架tensorflow建立,采用梯度下降法结合反向传播算法调整参数,且用交叉熵代价函数作为损失函数度量训练样本的输出损失,所述6层神经网络通过各个输入数据样本的训练,不断调整每层神经网络的权值和偏置参数,来减少输出损失,直到找到一个最优值;各隐藏层的特征节点数量利用经验公式

$m = \sqrt{n+l} + \alpha$ 确定,其中, m 为隐藏层的节点数, n 为输入节点数, l 为输出节点数, α 为不定数,范围是1~10。

[0008] 所述数据输入层输入8个人体尺寸数据,32个服装号型数据和1个服装类型数据;所述8个人体尺寸数据分别为身高、臂长、背长、胸围、颈围、肩宽、腰围和臀围。

[0009] 所述两个特征提取层中第一个特征提取层的总节点数为 $Hn1$,包括:人体特征提取变换层为 $Hn1_1$ 个节点,服装号型特征提取变换层为 $Hn1_2$ 个节点;第一个特征提取层相应的权

值和偏置矩阵为:

$$weights1 = \begin{bmatrix} weights1_1 \\ weights1_2 \end{bmatrix}$$

$$biases1 = \begin{bmatrix} biases1_1 \\ biases1_2 \end{bmatrix}$$
 其中, $weights1_1$ 的大小为 $Hn1_1 \times 9$, $weights1_2$

的大小为 $Hn1_2 \times 33$, $biases1_1$ 为 $Hn1_1$ 的维向量, $biases1_2$ 为 $Hn1_2$ 的维向量;第一个特征提取层的激活函数为线性整流器,得到第一个隐藏层的输出为:

$$a^1 = \begin{bmatrix} a_1^1 \\ a_2^1 \end{bmatrix} = ReLU \left(\begin{bmatrix} weights1_1 * x_1 + biases1_1 \\ weights1_2 * x_2 + biases1_2 \end{bmatrix} \right)$$
 其中, x_1 为9维向量,表示输入的8个人体尺寸

数据信息和1个服装类型信息, x_2 为33维向量,表示输入的1个服装类型信息和32个号型数据信息;第二个特征提取层的总节点数为 $Hn2$,包括:人体特征提取变换层为 $Hn2_1$ 个节点,服装号型特征提取变换层为 $Hn2_2$ 个节点;第二个特征提取层相应的权值和偏置矩阵为:

$$weights2 = \begin{bmatrix} weights2_1 \\ weights2_2 \end{bmatrix}$$

$$biases2 = \begin{bmatrix} biases2_1 \\ biases2_2 \end{bmatrix}$$
 其中, $weights2_1$ 的大小为 $Hn2_1 \times Hn1_1$, $weights2_2$ 的大小为 $Hn2_2 \times$

$Hn1_2$, $biases2_1$ 为 $Hn2_1$ 的维向量, $biases2_2$ 为 $Hn2_2$ 的维向量;第二个特征提取层的激活函数为

线性整流器,得到第二个隐藏层的输出为:
$$a^2 = \begin{bmatrix} a_1^2 \\ a_2^2 \end{bmatrix} = ReLU \left(\begin{bmatrix} weights2_1 * a_1^1 + biases2_1 \\ weights2_2 * a_2^1 + biases2_2 \end{bmatrix} \right)。$$

[0010] 所述两个匹配层中第一个匹配层的总节点数为 $Hn3$,权值和偏置矩阵分别为: $Hn3 \times Hn2$ 大小的矩阵 $weights3$ 和 $Hn3$ 维向量 $biases3$,则该第一个匹配层的输出为: $a^3 = ReLU(weights3 * a^2 + biases3)$;第二个匹配层的总节点数为 $Hn4$,权值和偏置矩阵分别为: $Hn4 \times Hn3$ 大小的矩阵 $weights4$ 和 $Hn4$ 维向量 $biases4$,则该第二个匹配层的输出为: $a^4 = ReLU(weights4 * a^3 + biases4)$ 。

[0011] 所述输出层的节点有四个,分别表示服装的四个号型S、M、L、XL,对输出层线性变换结果进行softmax处理,得到因变量号型推荐结果,输出结果越大表示匹配程度越高。有益效果

[0012] 由于采用了上述的技术方案,本发明与现有技术相比,具有以下优点和积极效果:本发明实现服装号型推荐的智能化和多样化。在输入数据层,可以选择服装的类型,从而对于不同的服装均达到正确推荐号型的效果。通过输入多样的、大量的人体数据以及服装数据不断地对多层神经网络进行训练,从而可以实现更加个性化的推荐。本发明使用的深度神经网络相比于传统的隐藏层神经网络,其在学习能力,泛化能力和适应能力方面都

显著提高。

附图说明

[0013] 图1是本发明的模型图；

[0014] 图2是loss随着训练次数的变化图；

[0015] 图3是测试数据号型推荐准确率图。

具体实施方式

[0016] 下面结合具体实施例,进一步阐述本发明。应理解,这些实施例仅用于说明本发明而不适用于限制本发明的范围。此外应理解,在阅读了本发明讲授的内容之后,本领域技术人员可以对本发明作各种改动或修改,这些等价形式同样落于本申请所附权利要求书所限定的范围。

[0017] 本发明的实施方式涉及一种基于多层神经网络的服装号型推荐系统,如图1所示,采用一个六层的神经网络,包括一个数据输入层、四个隐藏层和一个输出层;所述数据输入层用于输入人体尺寸信息、服装号型数据和服装类型;所述四个隐藏层中,有两个是特征提取层,通过局部连接提取人体尺寸信息和服装号型特征信息,另外两个为匹配层,通过全连接的方式得到人体尺寸信息和对应类型服装号型之间的特征匹配情况;所述输出层用于输出各服装类型的各号型的匹配度大小,其中输出结果越大表示匹配程度越高。

[0018] 其中,数据输入层有41个节点,分别为人体控制部位数据信息8个,服装号型数据32个,服装类型信息1个。8个人体尺寸数据分别为身高、臂长、背长、胸围、颈围、肩宽、腰围和臀围;其中,身高、臂长、背长约束描述上身长度信息;胸围、颈围、肩宽、腰围、臀围描述人的胖瘦程度和轮廓信息。输出层节点有4个,表示服装的四个号型S、M、L、XL。对输出层的线性结果进行softmax处理后得到因变量号型推荐结果,即得到各服装类型的各号型的匹配度大小,输出结果越大表示匹配程度越高。隐藏层的节点个数通过参考经验公式和实际训练分类结果确定。

[0019] 所述两个特征提取层中第一个特征提取层的总节点数为 $Hn1$,包括:人体特征提取变换层为 $Hn1_1$ 个节点,服装号型特征提取变换层为 $Hn1_2$ 个节点;第一个特征提取层相应的

权值和偏置矩阵为:

$$\begin{aligned} weights1 &= \begin{bmatrix} weights1_1 \\ weights1_2 \end{bmatrix} \\ biases1 &= \begin{bmatrix} biases1_1 \\ biases1_2 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

其中, $weights1_1$ 的大小为 $Hn1_1 \times 9$,

$weights1_2$ 的大小为 $Hn1_2 \times 33$, $biases1_1$ 为 $Hn1_1$ 的维向量, $biases1_2$ 为 $Hn1_2$ 的维向量;

第一个特征提取层的激活函数为线性整流器,得到第一个隐藏层的输出为:

$$a^1 = \begin{bmatrix} a_1^1 \\ a_2^1 \end{bmatrix} = ReLU \left(\begin{bmatrix} weights1_1 * x_1 + biases1_1 \\ weights1_2 * x_2 + biases1_2 \end{bmatrix} \right),$$

其中, x_1 为9维向量,表示输入的8个人体尺寸

数据信息和1个服装类型信息, x_2 为33维向量,表示输入的1个服装类型信息和32个号型数据信息;第二个特征提取层的总节点数为 $Hn2$,包括:人体特征提取变换层为 $Hn2_1$ 个节点,服装号型特征提取变换层为 $Hn2_2$ 个节点;第二个特征提取层相应的权值和偏置矩阵为:

$$\begin{aligned} weights2 &= \begin{bmatrix} weights2_1 \\ weights2_2 \end{bmatrix}, \text{其中, } weights2_1 \text{ 的大小为 } Hn2_1 \times Hn1_1, weights2_2 \text{ 的大小为 } Hn2_2 \times \\ biases2 &= \begin{bmatrix} biases2_1 \\ biases2_2 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$Hn1_2$, $biases2_1$ 为 $Hn2_1$ 的维向量, $biases2_2$ 为 $Hn2_2$ 的维向量; 第二个特征提取层的激活函数为线性整流器, 得到第二个隐藏层的输出为: $a^2 = \begin{bmatrix} a_1^2 \\ a_2^2 \end{bmatrix} = ReLU \left(\begin{bmatrix} weights2_1 * a_1^1 + biases2_1 \\ weights2_2 * a_2^1 + biases2_2 \end{bmatrix} \right)$ 。

[0020] 所述两个匹配层中第一个匹配层的总节点数为 $Hn3$, 权值和偏置矩阵分别为: $Hn3 \times Hn2$ 大小的矩阵 $weights3$ 和 $Hn3$ 维向量 $biases3$, 则该第一个匹配层的输出为: $a^3 = ReLU(weights3 * a^2 + biases3)$; 第二个匹配层的总节点数为 $Hn4$, 权值和偏置矩阵分别为: $Hn4 \times Hn3$ 大小的矩阵 $weights4$ 和 $Hn4$ 维向量 $biases4$, 则该第二个匹配层的输出为: $a^4 = ReLU(weights4 * a^3 + biases4)$ 。

[0021] 本实施方式中的6层的神经网络可通过一种深度学习框架tensorflow建立, 本发明采用梯度下降法结合反向传播算法调整参数, 且用交叉熵代价函数作为损失函数度量训练样本的输出损失。所述的多层神经网络模型通过各个输入数据样本的训练, 不断调整每层神经网络的权值和偏置参数, 来减少输出损失, 直到找到一个最优值。各隐藏层的特征节点数量很难被估计, 本发明利用下面的经验公式确定: $m = \sqrt{n+l} + \alpha$, 其中, m 为隐藏层的节点数, n 为输入节点数, l 为输出节点数, α 为不定数, 范围是1~10。

[0022] 参考上述公式, 并通过实际训练中的服装号型推荐效果确定各隐藏层节点数为:

[0023]

$Hn1_1$	$Hn1_2$	$Hn2_1$	$Hn2_2$	$Hn3$	$Hn4$
9	33	16	32	16	4

[0024] 在确定了各隐藏层的最佳节点数后, 按照7:3的比例去划分训练数据和测试数据, 在训练的过程中记录了相关的参数变化, 其中损失函数loss的大小变化如图2所示。由图3可以看出, 模型的收敛速度较快, 迭代次数为9000次时达到了最优的输出损失。

[0025] 测试数据的号型推荐准确率随迭代次数的变化如图3所示, 在迭代次数为7500次和9800次时, 推荐结果有最高的准确率, 为92.5%。经过多次训练后, 网络模型能够得到较好的自动化推荐效果。若继续增加训练样本的数量, 则可达到更好的推荐效果。

[0026] 不难发现, 本发明实现服装号型推荐的智能化和多样化。在输入数据层, 可以选择服装的类型, 从而对于不同的服装均达到正确推荐号型的效果。通过输入多样的、大量的人体数据以及服装数据不断地对多层神经网络进行训练, 从而可以实现更加个性化的推荐。另外, 本发明使用的深度神经网络相比于传统的隐藏层神经网络, 其在学习能力, 泛化能力和适应能力方面都显著提高。

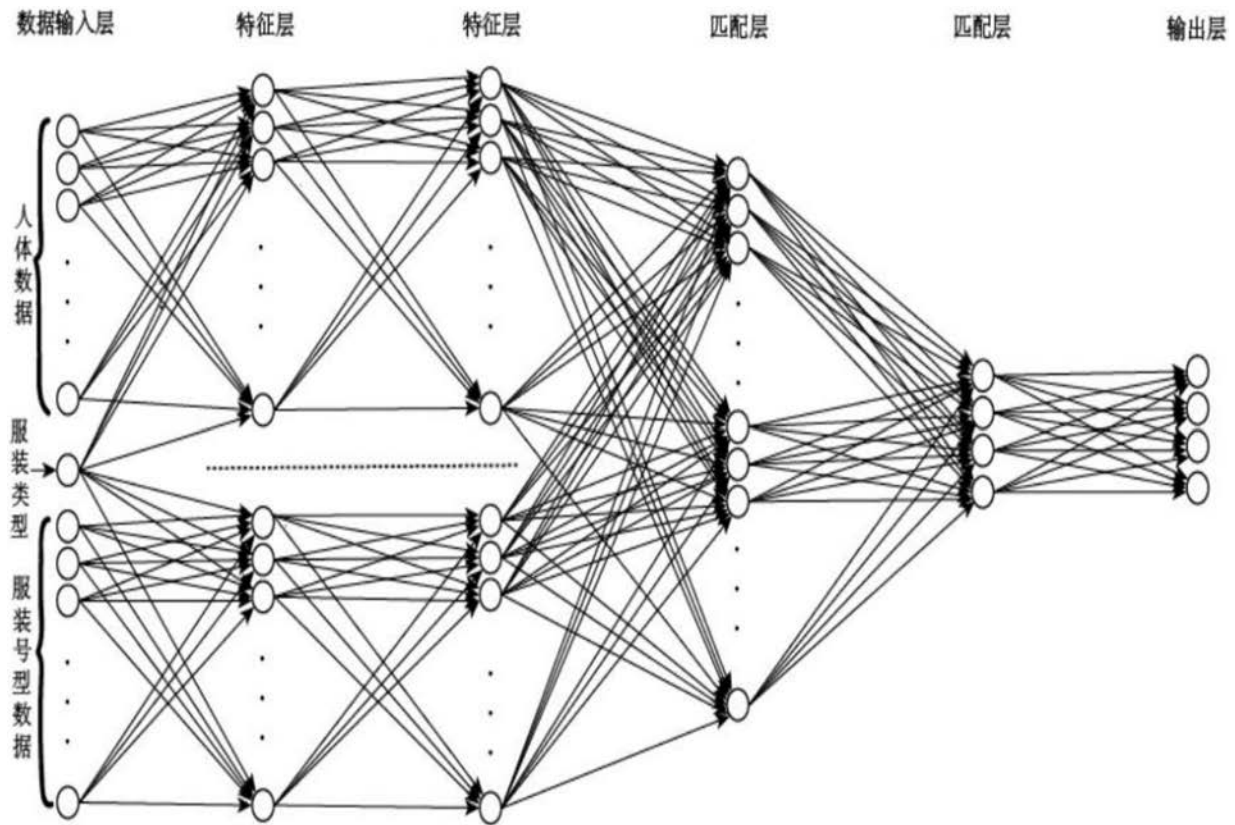


图1

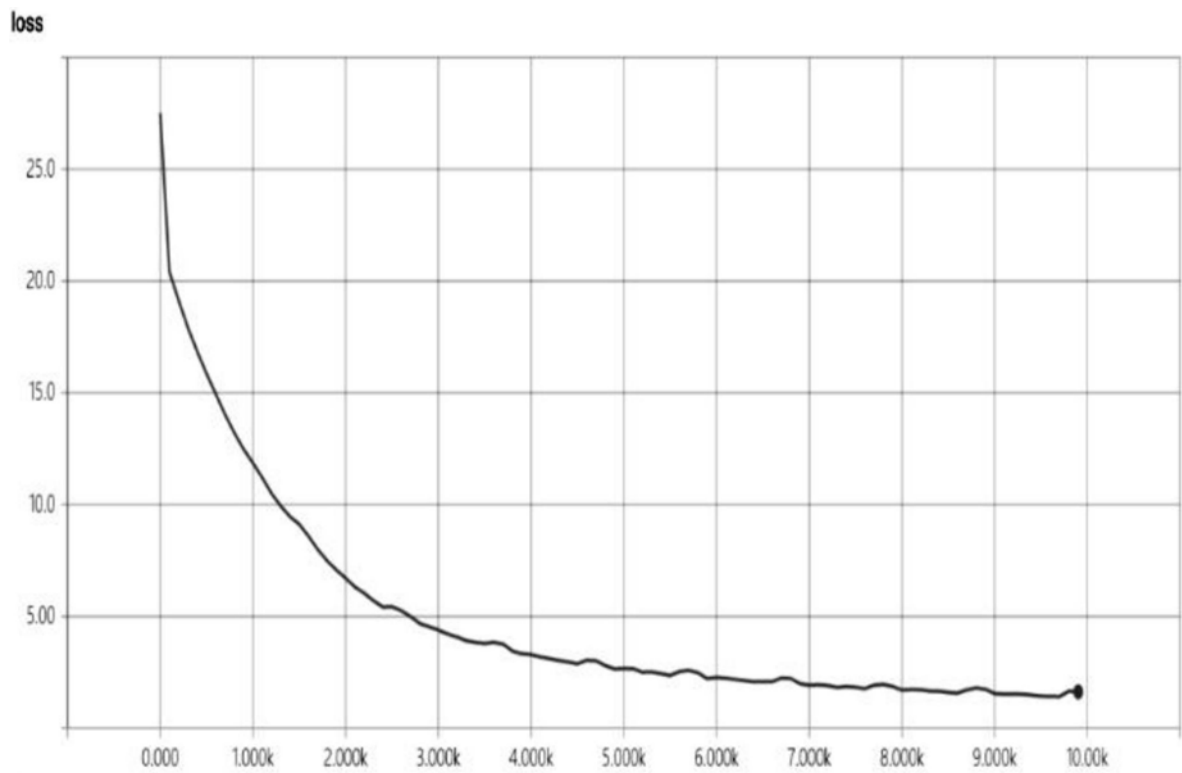


图2

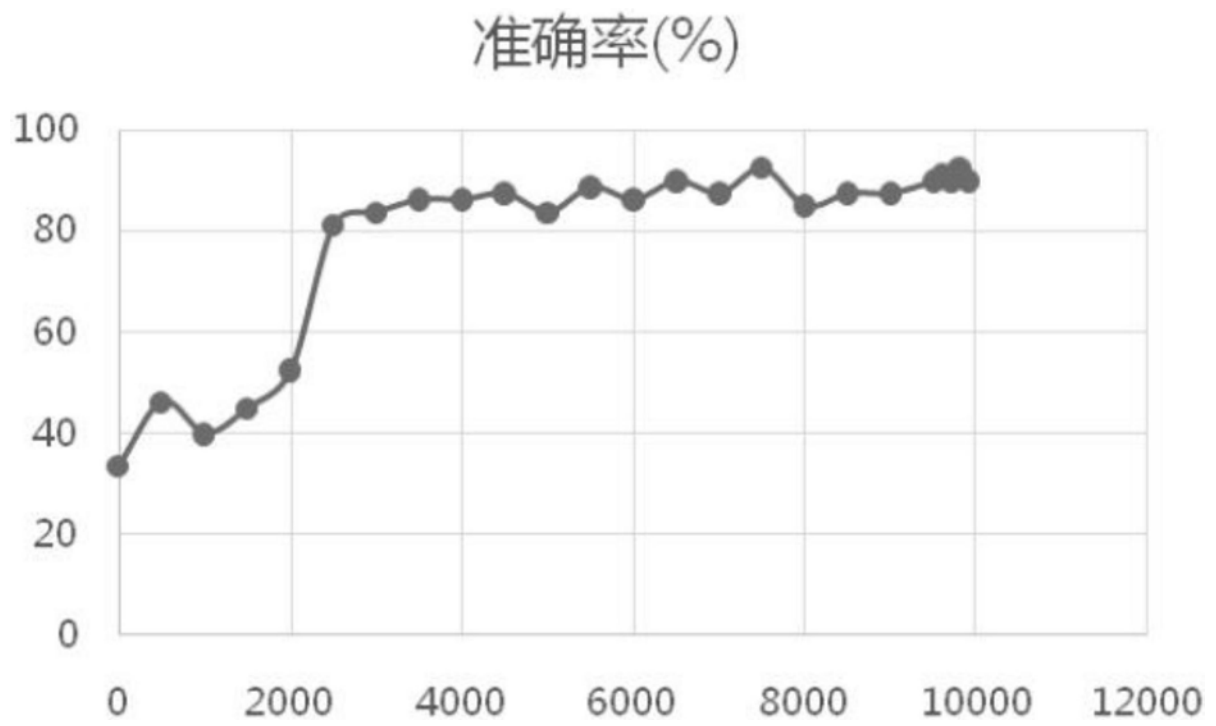


图3