



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107403084 A

(43)申请公布日 2017. 11. 28

(21)申请号 201710601013.8

(22)申请日 2017.07.21

(71)申请人 中国计量大学

地址 310018 浙江省杭州市江干经济开发
区学源街258号

(72)发明人 王修晖 刘砚秋

(74)专利代理机构 杭州求是专利事务有限公
司 33200

代理人 邱启旺

(51) Int. Cl.

G06F 21/32(2013.01)

G06K 9/00(2006.01)

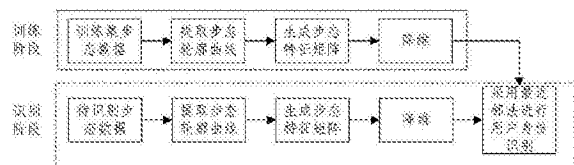
权利要求书2页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

一种基于步态数据的身份识别方法

(57)摘要

本发明提供一种基于步态数据的身份识别方法,其包括如下步骤:首先提取训练样本和待识别样本的步态轮廓曲线,然后利用逐行扫描法对步态轮廓曲线进行处理,得到高维步态特征矩阵,再利用改进的光滑自编码器对高维步态特征矩阵集进行降维,最后利用最近邻算法判断待识别样本与训练样本中的哪一类最接近。本发明提供的步态识别方法采用了一种新的步态特征,并利用改进的光滑自编码器和最近邻理论进行特征降维和相似度判断,能够充分利用二维步态图像中的结构信息来刻画不同人的步态差异,从而提高基于步态信息的身份识别正确率。



1. 一种基于步态数据的身份识别方法,包括训练阶段和识别阶段,其特征在于:

所述的训练阶段包括如下步骤:

步骤一:提取训练样本的步态轮廓曲线:首先对包含训练样本和待识别样本的步态视频序列进行预处理,根据目标的色彩和运动特性,分割出人体轮廓区域;然后采用滤波和生态学方法等对轮廓进行完善,最后,进行边缘检测,获得完整的步态轮廓曲线;

步骤二:生成高维步态特征矩阵:利用逐行扫描法对步骤一中提取的步态轮廓曲线进行逐行扫描,生成高维步态特征矩阵,该矩阵中的元素取值规则为:按照从左到右的方向,扫描线与轮廓线无交点,取值0;当前交点次数为奇数,取值为1;否则,取值为2;

步骤三:利用改进的光滑自编码器对步骤二生成的高维步态特征矩阵进行降维,包括两个阶段:

(1) 初始化训练阶段:通过加入随机噪声提高自编码器的鲁棒性和泛化能力,光滑自编码器的各层神经元输出计算方式如下:

$$\begin{cases} \mathbf{H}_1 = S_1(\mathbf{W}_1 \tilde{\mathbf{x}} + \mathbf{b}_1) \\ \mathbf{H}_n = S_n(\mathbf{W}_n \mathbf{H}_{n-1} + \mathbf{b}_n) \\ \mathbf{O} = S_o(\mathbf{W}_o \mathbf{H}_N + \mathbf{b}_o) \end{cases} \quad (1)$$

其中, \mathbf{H}_1 、 \mathbf{H}_{n-1} 、 \mathbf{H}_n 和 \mathbf{H}_N 分别为第1个、第 $n-1$ 个、第 n 个和第 N 个隐藏层的输出向量, $2 \leq n \leq N$, N 为自编码器网络中隐藏层的个数, \mathbf{O} 为输出层输出向量, S_1 、 S_n 和 S_o 是激活函数, \mathbf{W}_1 、 \mathbf{W}_n 和 \mathbf{W}_o 分别是 S_1 、 S_n 和 S_o 中的权值矩阵, \mathbf{b}_1 、 \mathbf{b}_n 和 \mathbf{b}_o 分别是 S_1 、 S_n 和 S_o 中的偏置向量, $\tilde{\mathbf{x}}$ 是在原始输入 \mathbf{x} 中加入随机噪声之后的受损输入;

(2) 有监督的参数优化阶段:选用随机梯度下降算法,对模型参数进行整体调优,具体的优化的目标函数定义如下:

$$L = \sum_{i=1}^M \sum_{j=i}^{M_i} w(\mathbf{x}^i, \mathbf{x}^j) \cdot [O(\mathbf{x}^j) - O(\mathbf{x}^i)]^2 \quad (2)$$

其中, L 代表总体代价, M 是训练样本个数, M_i 是样本 i 的近邻样本个数, w 是光滑核函数, \mathbf{x}^i 代表第 i 个输入样本, \mathbf{x}^j 代表第 j 个近邻样本, $O(\mathbf{x}^j)$ 和 $O(\mathbf{x}^i)$ 分别表示近邻样本 \mathbf{x}^j 和第 i 个输入样本 \mathbf{x}^i 的对应输出;当总体代价 L 取最小值时,实现对模型参数的调优。

所述的识别阶段包括如下步骤:

步骤一至步骤三与所述的训练阶段相同;

步骤四:采用最近邻法进行用户身份识别,具体如下:

(1) 分别将来自训练阶段步骤三所得的训练样本的低维步态特征矩阵,和识别阶段步骤三所得的待识别样本的低维步态特征矩阵按行展开成一维列向量;

(2) 计算待识别样本到所有训练样本的欧氏距离,并排序;

(3) 选出训练样本集中距离待识别样本最近的 K 个训练集数据, K 是参与最终决策过程的最近邻样本个数, $K=1 \sim N$, N 为训练样本的总数量, K 可以根据经验取值;

(4) 统计出 K 个训练样本出现最多的类型,即判定待识别步态样本归属此类型。

2. 根据权利要求1所述的基于步态数据的身份识别方法,所述的步骤三中采用的光滑核函数的公式如下:

$$w(\mathbf{x}, R) = \begin{cases} \frac{1}{\pi R^6} [R^2 - \|\mathbf{x}\|^2]^3 & 0 \leq \|\mathbf{x}\| \leq R \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

其中R为核半径,x为待处理的向量, $\|\mathbf{x}\|$ 表示x的范数。

3. 根据权利要求1或2所述的基于步态数据的身份识别方法,所述的激活函数 S_1 、 S_n 可采用公式(4)的函数, S_0 采用公式(5)的函数:

$$S(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (4)$$

$$T(v) = \frac{e^v - e^{-v}}{e^v + e^{-v}} \quad (5)$$

一种基于步态数据的身份识别方法

技术领域

[0001] 本发明属于模式识别中的身份识别与认证技术领域,具体是一种基于步态数据的身份识别方法。

背景技术

[0002] 随着计算机科学的普及和互联网技术的发展,用户识别在人们的生活与工作的重要性日益提高。用户识别能够有效地保障访问的安全性,是信息安全和互联网应用的基础。传统的用户识别方法有密码识别以及智能卡等技术,然而由于其固有的局限性已经远远不能满足要求。密码容易被遗忘,而智能卡等物品可能丢失,一旦它们丢失或者被盗取,其代表的身份就容易被他人冒充。

[0003] 基于生物特征的身份识别技术是身份识别领域的重要研究内容。生物特征又分为生理特征(如人脸、指纹、虹膜和掌纹等)与行为特征(如签名、步态等)。典型的基于生理特征的识别方法有指纹识别、人脸识别和虹膜识别等。指纹识别具有技术成熟,成本低廉等优点,是目前应用最广泛的生物特征识别技术。其缺点是必须物理性接触,因此具有侵犯性和卫生安全方面的不足。人脸识别是非接触式的被动识别方式,通常无需被识别人员的刻意配合;但缺点是容易受到光照、拍摄视角和表情等因素的影响,降低了识别正确率。虹膜特征识别的安全度和精准度非常高,但是特征采集过程比较复杂,难以广泛应用。

[0004] 基于行为特征的身份识别技术,常见的有签名识别与步态识别。签名笔迹等容易被模仿,防欺骗性差。近年来,出现了基于特制的笔的签名识别方法,但是这类识别方法都需要借助额外的设备,需要用户配合穿戴使用,便捷性不足。步态识别是智能视频监控等领域中最具潜力的生物特征识别技术之一,它能够在远距离和视频分辨率较低的情况下根据行人步态实现身份识别。步态识别的基本步骤通常包括:第一、通过目标跟踪与检测从步态视频中分离出来步态相关信息。第二、进行步态周期分析并提取步态特征。步态特征的选取和精确提取直接影响后续的步态识别正确率。第三、利用合适的分类器进行步态识别。现有步态识别算法在提取步态特征时,通常需要先进行步态周期分割,大幅度增加了步态识别方法的应用和推广难度。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于针对现有技术的不足,提供一种基于步态数据的身份识别方法,能够更好地反映人走路过程中步态细节信息,具有更强的稀疏性,也能提高基于步态的身份识别正确率。具体技术方案如下:

[0006] 一种基于步态数据的身份识别方法,包括训练阶段和识别阶段,其特征在于:

[0007] 所述的训练阶段包括如下步骤:

[0008] 步骤一:提取训练样本的步态轮廓曲线:首先对包含训练样本和待识别样本的步态视频序列进行预处理,根据目标的色彩和运动特性,分割出人体轮廓区域;然后采用滤波和生态学方法等对轮廓进行完善,最后,进行边缘检测,获得完整的步态轮廓曲线;

[0009] 步骤二:生成高维步态特征矩阵:利用逐行扫描法对步骤一中提取的步态轮廓曲线进行逐行扫描,生成高维步态特征矩阵,该矩阵中的元素取值规则为:按照从左到右的方向,扫描线与轮廓线无交点,取值0;当前交点次数为奇数,取值为1;否则,取值为2;

[0010] (1) 初始化训练阶段:通过加入随机噪声提高自编码器的鲁棒性和泛化能力,光滑自编码器的各层神经元输出计算方式如下:

$$[0011] \quad \begin{cases} \mathbf{H}_1 = S_1(\mathbf{W}_1 \tilde{\mathbf{x}} + \mathbf{b}_1) \\ \mathbf{H}_n = S_n(\mathbf{W}_n \mathbf{H}_{n-1} + \mathbf{b}_n) \\ \mathbf{O} = S_o(\mathbf{W}_o \mathbf{H}_N + \mathbf{b}_o) \end{cases} \quad (1)$$

[0012] 其中, \mathbf{H}_1 、 \mathbf{H}_{n-1} 、 \mathbf{H}_n 和 \mathbf{H}_N 分别为第1个、第 $n-1$ 个、第 n 个和第 N 个隐藏层的输出向量, $2 \leq n \leq N$, N 为自编码器网络中隐藏层的个数, \mathbf{O} 为输出层输出向量, S_1 、 S_n 和 S_o 是激活函数, \mathbf{W}_1 、 \mathbf{W}_n 和 \mathbf{W}_o 分别是 S_1 、 S_n 和 S_o 中的权值矩阵, \mathbf{b}_1 、 \mathbf{b}_n 和 \mathbf{b}_o 分别是 S_1 、 S_n 和 S_o 中的偏置向量, $\tilde{\mathbf{x}}$ 是在原始输入 \mathbf{x} 中加入随机噪声之后的受损输入;

[0013] (2) 有监督的参数优化阶段:选用随机梯度下降算法,对模型参数进行整体调优,具体的优化的目标函数定义如下:

$$[0014] \quad L = \sum_{i=1}^M \sum_{j=i}^{M_i} w(\mathbf{x}^i, \mathbf{x}^j) \cdot [\mathcal{O}(\mathbf{x}^j) - \mathcal{O}(\mathbf{x}^i)]^2 \quad (2)$$

[0015] 其中, L 代表总体代价, M 是训练样本个数, M_i 是样本 i 的近邻样本个数, w 是光滑核函数, \mathbf{x}^i 代表第 i 个输入样本, \mathbf{x}^j 代表第 j 个近邻样本, $\mathcal{O}(\mathbf{x}^j)$ 和 $\mathcal{O}(\mathbf{x}^i)$ 分别表示近邻样本 \mathbf{x}^j 和第 i 个输入样本 \mathbf{x}^i 的对应输出;当总体代价 L 取最小值时,实现对模型参数的调优;

[0016] 所述的识别阶段包括如下步骤:

[0017] 步骤一至步骤三与所述的训练阶段相同;

[0018] 步骤四:采用最近邻法进行用户身份识别,具体如下:

[0019] (1) 分别将来自训练阶段步骤三所得的训练样本的低维步态特征矩阵,和识别阶段步骤三所得的待识别样本的低维步态特征矩阵按行展开成一维列向量;

[0020] (2) 计算待识别样本到所有训练样本的欧氏距离,并排序;

[0021] (3) 选出训练样本集中距离待识别样本最近的 K 个训练集数据, K 是参与最终决策过程的最近邻样本个数, $K=1 \sim N$, N 为训练样本的总数量, K 可以根据经验取值;

[0022] (4) 统计出 K 个训练样本出现最多的类型,即判定待识别步态样本归属此类型。

[0023] 进一步地,所述的步骤三中采用的光滑核函数的公式如下:

$$[0024] \quad w(\mathbf{x}, R) = \begin{cases} \frac{1}{\pi R^6} [R^2 - \|\mathbf{x}\|^2]^3 & 0 \leq \|\mathbf{x}\| \leq R \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

[0025] 其中 R 为核半径, \mathbf{x} 为待处理的向量, $\|\mathbf{x}\|$ 表示 \mathbf{x} 的范数。

[0026] 更进一步地,所述的激活函数 S_1 、 S_n 采用公式(4)的函数, S_o 采用公式(5)的函数:

$$[0027] \quad S(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (4)$$

$$[0028] \quad T(v) = \frac{e^v - e^{-v}}{e^v + e^{-v}} \quad (5)$$

[0029] 本发明的有益效果是:本发明利用逐行扫描,提出了一种新的步态特征表示方法,能够更好地反映人走路过程中步态细节信息,同时,具有更强的稀疏性;本发明利用改进的

光滑自编码器对高维步态特征矩阵进行降维,能够更好地保持输入特征空间的局部细节,提高基于步态的身份识别正确率。

附图说明

- [0030] 图1是本方法的实施流程;
 [0031] 图2是步态轮廓曲线提取的流程图;
 [0032] 图3是采用的光滑自编码器的网络结构;
 [0033] 图4是采用CASIA步态数据库的Dataset B进行身份识别正确率测试结果;
 [0034] 图5是采用CASIA步态数据库的Dataset C进行身份识别正确率测试结果。

具体实施方式

- [0035] 下面结合附图对本发明进行详细的描述。
 [0036] 如图1所示,本发明的基于步态数据的身份识别方法,包括训练阶段和识别阶段,其特征在于:
 [0037] 训练阶段包括如下步骤:
 [0038] 步骤一:提取训练样本的步态轮廓曲线:首先对包含训练样本和待识别样本的步态视频序列进行预处理,根据目标的色彩和运动特性,分割出人体轮廓区域;然后采用高斯滤波和膨胀、腐蚀操作等对轮廓进行完善,包括去除噪声点、填充孔洞和连接边缘等,最后,进行边缘检测,获得完整的步态轮廓曲线,具体的步态轮廓曲线提取流程如图2所示;
 [0039] 步骤二:生成高维步态特征矩阵:利用逐行扫描法对步骤一中提取的步态轮廓曲线进行逐行扫描,生成步态特征矩阵,该矩阵中的元素取值规则为:按照从左到右的方向,扫描线与轮廓线无交点,取值0;当前交点次数为奇数,取值为1;否则,取值为2。
 [0040] 生成的高维步态特征矩阵能够更好地反映人走路过程中步态细节信息,同时,与现有方法提取的步态特征相比,具有更强的稀疏性;
 [0041] 步骤三:利用改进的光滑自编码器对步骤二生成的高维步态特征矩阵进行降维,包括两个阶段:
 [0042] (1) 初始化训练阶段,通过加入随机噪声提高自编码器的鲁棒性和泛化能力,光滑自编码器的各层神经元输出计算方式如下:

$$[0043] \begin{cases} \mathbf{H}_1 = S_1(\mathbf{W}_1 \tilde{\mathbf{x}} + \mathbf{b}_1) \\ \mathbf{H}_n = S_n(\mathbf{W}_n \mathbf{H}_{n-1} + \mathbf{b}_n) \\ \mathbf{O} = S_o(\mathbf{W}_o \mathbf{H}_N + \mathbf{b}_o) \end{cases} \quad (1)$$

[0044] 其中, \mathbf{H}_1 、 \mathbf{H}_{n-1} 、 \mathbf{H}_n 和 \mathbf{H}_N 分别为第1个、第 $n-1$ 个、第 n 个和第 N 个隐藏层的输出向量, $2 \leq n \leq N$, N 为自编码器网络中隐藏层的个数, \mathbf{O} 为输出层输出向量, S_1 、 S_n 和 S_o 是激活函数, \mathbf{W}_1 、 \mathbf{W}_n 和 \mathbf{W}_o 是相应的权值矩阵, \mathbf{b}_1 、 \mathbf{b}_n 和 \mathbf{b}_o 是相应的偏置向量, $\tilde{\mathbf{x}}$ 是在原始输入 \mathbf{x} 中加入随机噪声之后的受损输入, S_1 和 S_n 采用公式(2)所示的sigmoid函数, S_o 采用公式(3)所示的双曲正切函数;

$$[0045] S(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (2)$$

$$[0046] T(v) = \frac{e^v - e^{-v}}{e^v + e^{-v}} \quad (3)$$

[0047] (2) 有监督的参数优化阶段, 选用随机梯度下降算法, 对模型参数进行整体调优, 具体的优化的目标函数定义如下:

$$[0048] \quad L = \sum_{i=1}^M \sum_{j=i}^{M_i} w(x^i, x^j) \cdot [O(x^j) - O(x^i)]^2 \quad (4)$$

[0049] 其中, L 代表总体代价, M 是训练样本个数, M_i 是样本 i 的近邻样本个数, x^i 代表第 i 个输入样本, x^j 代表第 j 个近邻样本, $O(x^j)$ 和 $O(x^i)$ 分别表示近邻样本 x^j 和第 i 个输入样本 x^i 的对应输出; 函数 $w(x^i, x^j)$ 是光滑核函数, 用来实现随着近邻样本 x^j 到第 i 个输入样本 x^i 的距离增加, 其对 x^i 的影响逐渐减小的功能。实施例中使用的光滑核函数如公式 (5) 所示:

$$[0050] \quad w(x, R) = \begin{cases} \frac{1}{\pi R^6} [R^2 - \|x\|^2]^3 & 0 \leq \|x\| \leq R \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

[0051] 其中 R 为核半径, x 为待处理的向量, $\|x\|$ 表示 x 的范数。

[0052] 当总体代价 L 取最小值时, 实现对模型参数的调优。

[0053] 识别阶段包括如下步骤:

[0054] 步骤一至步骤三与所述的训练阶段相同;

[0055] 步骤四: 采用最近邻法进行用户身份识别: 具体如下:

[0056] (1) 分别将来自训练阶段步骤三所得的训练样本的低维步态特征矩阵, 和识别阶段步骤三所得的待识别样本的低维步态特征矩阵按行展开成一维列向量;

[0057] (2) 计算待识别样本到所有训练样本的欧氏距离, 并排序。欧式距离的计算过程为: 记待识别样本对应的一维列向量为 $V_x = (v_{x1}, v_{x2}, \dots, v_{xn})^T$, 训练集中的第 i 个样本对应的一维列向量为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})^T$, 这里的 $1 \leq i \leq M$, M 是训练样本的个数, n 是步骤三所得一维列向量的长度。则待识别样本与第 i 个训练样本的欧式距离为:

$$[0058] \quad d(V_x, V_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (V_{xj} - V_{ij})^2} \quad (6)$$

[0059] (3) 选出训练样本集中距离待识别样本最近的 K 个训练集数据, K 是参与最终决策过程的最近邻样本个数, $K = 1 \sim N$, N 为训练样本的总数量, K 可以根据经验取值: K 值越小意味着只有与待识别样本较近的训练样本才对最终决策结果起作用, 因而容易发生过拟合; 反之, K 值越大, 训练过程中的近似误差增大, 这时与待识别样本较远的样本也会影响最终决策结果, 增加失误的概率; 本发明中, K 取 10;

[0060] (4) 统计出 K 个训练样本出现最多的类型, 即判定待识别步态样本归属此类型。

[0061] 实例 1: 采用 CASIA 步态数据库的 Dataset B 进行身份识别正确率测试

[0062] CASIA Dataset B 是一个大规模的多视角步态数据集。该数据集采集于 2005 年, 共包含 124 个人的 15004 个步态视频。每个人的步态从 11 个视角 (0, 18, 36, ..., 180 度) 进行采集, 行走条件包括三种: 普通条件、穿大衣和背包。本实施例的识别结果与基于 HMM (隐马尔可夫模型)、CNN (卷积神经网络)、以及 VTM (视角变换矩阵) 的方法进行了对比试验。训练数据获取方法: 随机选取正常状态下每个人 90 度视角的不同比例步态数据用于训练, 剩余 90 度视角数据和其它视角数据用于身份识别测试。本申请提出的方法与三种现有方法的对比实验结果如图 4 所示, 横轴为训练数据占 90 度视角步态数据的比例 (从 1% 到 100%), 纵轴为平均识别率。从图 4 可以看出, 与现有基于步态数据的身份识别方法比较, 本发明的方法具有更高的平均识别率, 尤其是当训练数据体量较大的时候, 效果更加明显。

[0063] 实例2:采用CASIA步态数据库的Dataset C进行身份识别正确率测试

[0064] CASIA Dataset C是一个用红外摄像机采集的大规模步态数据集,针对夜间场景。该数据集采集于2005年,包含153个人的1583个步态视频。每个人的行走条件包括四种:正常行走、快走、慢走和带包走。本实施例的识别结果与基于HMM(隐马尔可夫模型)、CNN(卷积神经网络)、以及VTM(视角变换矩阵)的方法进行了对比试验。训练数据获取方法:随机从正常行走数据中选取不同比例的步态数据用于训练,剩余正常行走数据和其它条件数据用于身份识别测试。本申请提出的方法与三种现有方法的对比实验结果如图5所示,横轴为训练数据占90度视角步态数据的比例(从1%到100%),纵轴为平均识别率。从图5可以看出,与现有基于步态数据的身份识别方法比较,本发明的方法在输入为红外视频数据时,平均正确识别率也具有显著的优势。

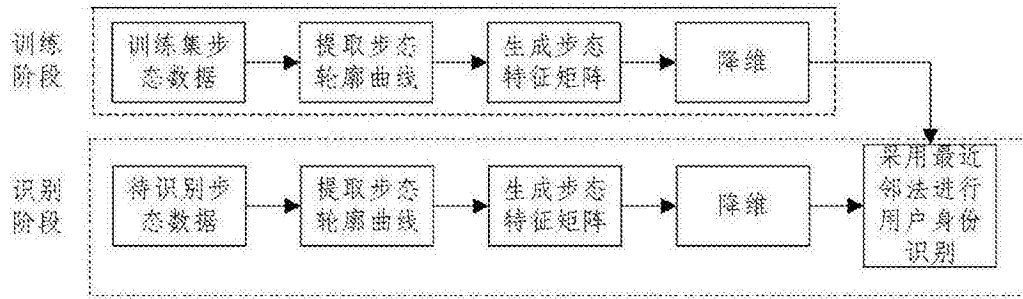


图1

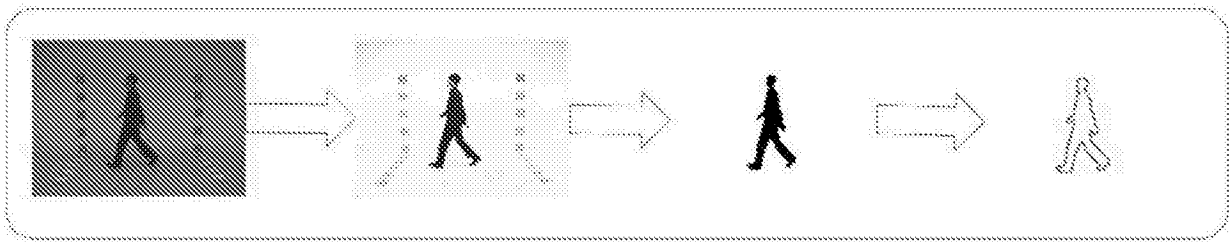


图2

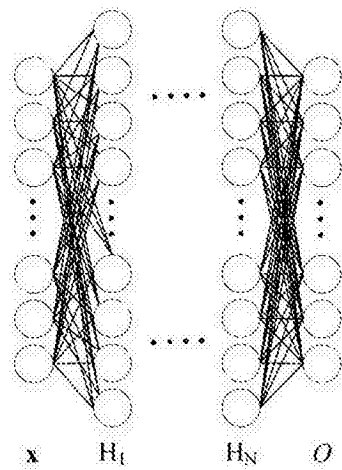


图3

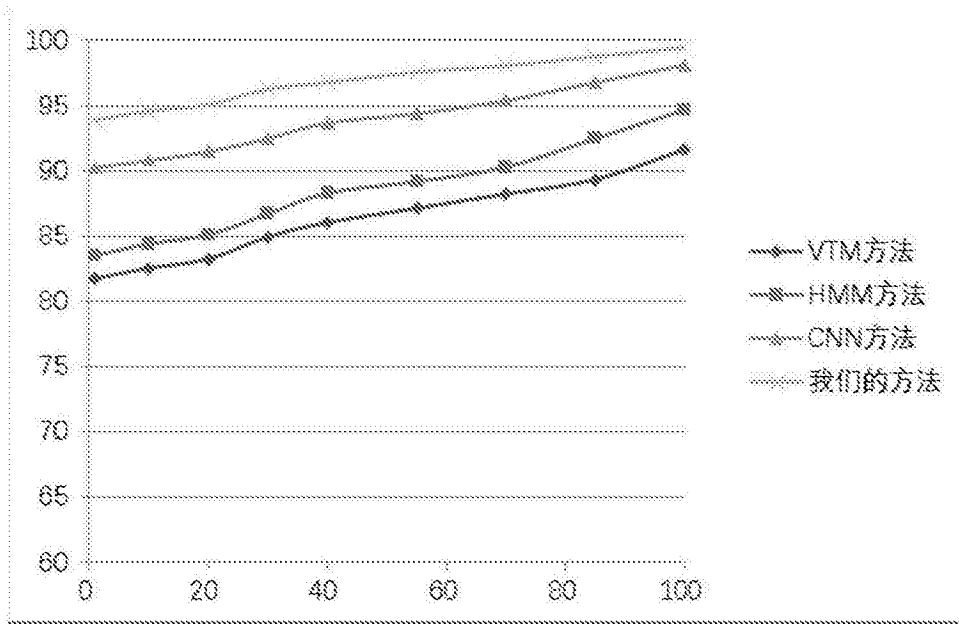


图4

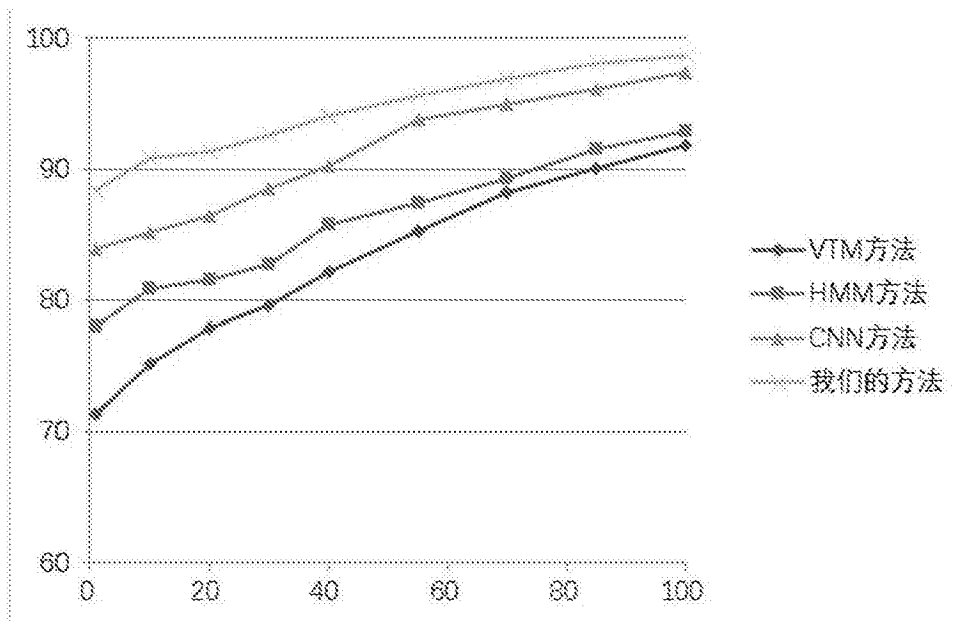


图5