

多模态身份认证方法及装置、存储介质，和用于多模态身份认证的设备

相关申请的交叉引用

本申请要求于 2022 年 1 月 27 日提交中国专利局，申请号为 202210100246.0，申请名称为“多模态身份认证方法、装置、存储介质及设备”，以及 2022 年 1 月 27 日提交中国专利局，申请号为 202210100939.X，申请名称为“多模态活体检测方法、装置、存储介质及设备”的中国专利申请的优先权，在此将其全文引入作为参考。

技术领域

本申请涉及生物识别领域，特别是指一种多模态身份认证方法和装置、存储介质和用于多模态身份认证的设备，以及一种多模态活体检测方法和装置、存储介质及用于多模态活体检测的设备。

背景技术

目前，常用来进行身份认证的生物特征有人脸、指纹、虹膜、指静脉、掌纹、声纹和步态等。由于技术的不断发展，单一的生物特征识别已经达到了较高精度，比如人脸识别在常用的 LFW (Labeled Faces in the Wild) 测试库上已经达到了 99.8% 的精度。但在实际应用中，单一的生物特征识别会因为一些固有的局限性导致其精度下降，比如人脸识别会受光照、姿态、化妆等的影响，指纹识别会受磨损、蜕皮等的影响，声纹识别会受感冒哑嗓子等的影响。现有的研究表明：利用不同生物特征之间的互补信息进行多模态生物识别，可以消除单一类型生物特征的缺点，从而有助于提高识别准确率和安全性。

多模态生物识别中需要进行数据信息的融合，决策融合是现有技术常用的一种融合方式，其通过多种模态进行生物特征比对，得到多种模态的比对结果，然后将多种模态的比对结果进行融合，得到最终的比对结果。

由于不同模态的认证方法的差异，导致不同模态对最终的认证结果的贡献是不同的，因此在对不同模态的比对结果进行决策融合时，不同模态的比对结果的权重应当是不同的。现有技术在确定不同模态的权重时，一般是根据经验设定，导致权重的设定不准确，降低了多模态身份认证的准确性。

近年来，人脸识别以获取方便、非接触等优点，深受人们喜爱，广泛应用于金融、安全等领域。但也正因为其容易获取，容易被他人所利用，以打印照片或者拍摄视频等方式制作假体人脸，攻击人脸识别系统，从而冒名通过。所以，基于人脸图像的活体检测极其重要，是人脸识别的前提保障。

目前，常见的人脸活体检测技术有两类：用户配合式活体检测和静默活体检测。用户配合式活体检测，是指活体检测系统随机发送多个面部动作指令，要求用户在规定时间内做出顺序回应动作，系统依据判别用户回应动作是否准确，从而给出是否为活体人脸的判断。静默活体检测，是指用户在不感知的情况下完成活体检测任务。人脸静默活体检测方法主要有基于传统统计学习的方法，基于 3D 的方法以及基于近红外的方法等几种。

发明内容

为解决现有技术的缺陷，本申请提供一种多模态身份认证方法及装置、存储介质，和用于多模态身份认证的设备，提高了身份认证的性能。

本申请提供技术方案如下：

第一方面，本申请提供一种多模态身份认证方法，所述方法包括：

获取两组多种模态的生物特征数据；

对所述两组多种模态的生物特征数据中相同模态的生物特征数据进行比对，得到多种模态的组间比对分数；

根据每种模态的组间比对分数和设定的每种模态的比对阈值，确定每种模态的比对结果，并根据设定的每种模态的权重对每种模态的比对结果进行加权投票，得到决策融合结果；

其中，每种模态的权重根据该种模态的训练样本集的比对分数的分布以及该种模态的训练样本集的拒真率确定；

根据所述决策融合结果判断所述两组多种模态的生物特征数据是否属于同一人。

在一些实施中，确定每种模态的权重的训练过程包括：

对每种模态的训练样本集的生物特征样本进行两两比对，得到每种模态的比对分数集；

其中，所述比对分数集中包括同一人的比对分数和不同人的比对分数；

根据每种模态的同一人的比对分数的分布和每种模态的不同人的比对分数的分布的非重叠区域对每种模态的比对分数集进行归一化；

根据归一化后每种模态的比对分数集和每种模态的训练样本集的拒真率计算每种模态的权重。

在一些实施中，所述根据每种模态的同一人的比对分数的分布和每种模态的不同人的比对分数的分布的非重叠区域对每种模态的比对分数集进行归一化，包括：

计算每种模态的同一人的比对分数的分布和每种模态的不同人的比对分数的分布的非重叠区域，作为每种模态的归一化量纲：

$$q(k) = \mu_a(k) - \min_a(k) + \max_r(k) - \mu_r(k)$$

其中， $q(k)$ 为第 k 种模态的归一化量纲， $k = 1, 2, \dots, m$ ， m 为模态的总数， $\max_r(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中不同人的比对分数的最大值， $\mu_r(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中不同人的比对分数的平均值， $\min_a(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中同一人的比对分数的最小值， $\mu_a(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中同一人的比对分数的平均值；

根据每种模态的归一化量纲对每种模态的比对分数集进行归一化：

$$\hat{s}_i^j(k) = \frac{|s_i^j(k) - q(k)|}{q(k)}$$

其中， $s_i^j(k)$ 和 $\hat{s}_i^j(k)$ 分别为归一化前和归一化后的第 k 种模态的比对分数集中的第 i 个比对分数， $i = 1, 2, 3, \dots, N_k$ ， N_k 为第 k 种模态的比对分数集中的比对分数总数， $j=0$ 表示比对分数 $s_i^j(k)$ 为不同人的比对分数， $j=1$ 表示比对分数 $s_i^j(k)$ 为同一人的比对分数；

所述根据归一化后每种模态的比对分数集和每种模态的训练样本集的拒真率计算每种模态的权重，包括：计算每种模态的权重为：

$$w(k) = \frac{e_k}{\sum_{k=1}^m e_k}$$

其中, $w(k)$ 为第 k 种模态的权重;

$$e_k = \frac{\sum_{i=1,2,\dots,N_k, j=0,1} \hat{s}_i^j(k)}{N_k} + \log \frac{1 - FRR_k}{FRR_k}$$

FRR_k 为第 k 种模态的训练样本集的拒真率。

在一些实施中, 计算所述决策融合结果为:

$$\delta = \sum_{i=1}^m w(k) \cdot \delta(k)$$

其中, δ 为所述决策融合结果, $\delta(k)$ 为 k 种模态的比对结果;

$$\delta(k) = \begin{cases} 0 & s(k) > T(k) \\ 1 & s(k) \leq T(k) \end{cases}$$

$s(k)$ 为第 k 种模态的组间比对分数, $T(k)$ 为第 k 种模态的比对阈值。

在一些实施中, 所述根据所述决策融合结果判断所述两组多种模态的生物特征数据是否属于同一人, 包括:

若所述决策融合结果大于设定的决策阈值, 则判断所述两组多种模态的生物特征数据属于同一人, 否则, 判断所述两组多种模态的生物特征数据不属于同一人。

在一些实施中, 所述多种模态的生物特征数据包括人脸特征和虹膜特征, 所述虹膜特征由左眼虹膜特征和右眼虹膜特征融合得到。

在一些实施中, 将所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征融合得到所述虹膜特征, 包括:

对所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征进行主成分分析得到:

$$z^l = W^{lT} \cdot (x^l - \mu^l), l = 0, 1$$

其中, $l = 0, 1$ 分别代表左眼和右眼, x^l 表示所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征, z^l 表示对所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征进行主成分分析后得到的特征, μ^l 表示所述左眼虹膜特征的均值和所述右眼虹膜特征的均值, W^l 表示所述左眼虹膜特征的主成分分析矩阵和所述右眼虹膜特征的主成分分析矩阵; W^{lT} 表示 W^l 的转置矩阵; μ^l 和 W^l 通过左眼虹膜特征训练集和右眼虹膜特征训练集训练得到;

将所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征进行主成分分析后得到的特征进行融合, 得到所述虹膜特征为:

$$Z = \begin{pmatrix} P^0 \\ P^1 \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} z^0 \\ z^1 \end{pmatrix}$$

其中, Z 为所述虹膜特征, P^0 和 P^1 为投影矩阵, P^0 和 P^1 通过左眼虹膜特征训练集和右眼虹膜特征训练集训练得到。

在一些实施中, 训练得到所述 μ^l 、 W^l 、 P^0 和 P^1 包括:

计算所述左眼虹膜特征的均值和所述右眼虹膜特征的均值为:

$$\mu^l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^l, \quad l = 0, 1$$

其中, x_i^l 为所述左眼虹膜特征训练集或右眼虹膜特征训练集中的第 i 个左眼虹膜特征样本或

右眼虹膜特征样本, $i = 1, 2, 3, \dots, n$, n 为所述左眼虹膜特征样本/右眼虹膜特征样本的总数;

计算所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本的协方差矩阵为:

$$S^l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i^l - \mu^l)(x_i^l - \mu^l)^T$$

其中, S^l 为所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本的协方差矩阵;

所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本的协方差矩阵进行特征值分解为:

$$S^l \cdot p_t^l = \lambda_t^l \cdot p_t^l$$

其中, λ_t^l 和 p_t^l 分别为 S^l 特征值和特征向量, $t = 0, 1, 2, \dots, d$, d 为 S^l 的行数和列数;

根据主成分的百分比 φ^l 选取占比 95% 的前 r 个特征向量构成所述主成分分析矩阵 W^l ;

其中, $\varphi^l = \frac{\sum_{i=1}^r \lambda_i^l}{\sum_{i=1}^d \lambda_i^l}$, $W^l = [p_0^l, p_1^l, \dots, p_r^l]$;

对所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本进行主成分分析得到:

$$z_i^l = W^{lT} \cdot x_i^l, l = 0, 1$$

其中, z_i^l 表示对所述左眼虹膜特征样本和所述右眼虹膜特征样本进行主成分分析后得到的特征;

优化求得所述投影矩阵 P^0 和 P^1 为:

$$(P^0, P^1) = \operatorname{argmax}_{P^0, P^1} \frac{(P^0)^T S_{Z^0 Z^1} P^1}{\sqrt{((P^0)^T S_{Z^0 Z^0} P^0)((P^1)^T S_{Z^1 Z^1} P^1)}}$$

其中, $Z^0 = [z_0^0, z_1^0, \dots, z_n^0]$, $Z^1 = [z_0^1, z_1^1, \dots, z_n^1]$, $S_{Z^0 Z^0}$ 和 $S_{Z^1 Z^1}$ 分别为 Z^0 和 Z^1 的类内方差矩阵, $S_{Z^0 Z^1}$ 为 Z^0 和 Z^1 的类间方差矩阵。

第二方面, 本申请提供一种多模态身份认证装置, 所述装置包括数据获取模块, 比对分数计算模块, 决策融合模块, 和判断模块。

数据获取模块, 用于获取两组多种模态的生物特征数据。

比对分数计算模块, 用于对所述两组多种模态的生物特征数据中相同模态的生物特征数据进行比对, 得到多种模态的组间比对分数。

决策融合模块, 用于根据每种模态的组间比对分数和设定的每种模态的比对阈值确定每种模态的比对结果, 并根据设定的每种模态的权重对每种模态的比对结果进行加权投票, 得到决策融合结果。

其中, 每种模态的权重根据该种模态的训练样本集的比对分数的分布以及该种模态的训练样本集的拒真率确定。

判断模块, 用于根据所述决策融合结果判断所述两组多种模态的生物特征数据是否属于同一人。

在一些实施中, 通过训练数据准备模块, 归一化模块和权重计算模块确定每种模态的权重。

训练数据准备模块, 用于对每种模态的训练样本集的生物特征样本进行两两比对, 得到每种模态的比对分数集。

其中, 所述比对分数集包括同一人的比对分数和不同人的比对分数。

归一化模块, 用于根据每种模态的同一人的比对分数的分布和每种模态的不同人的比对分

数的分布的非重叠区域对每种模态的比对分数集进行归一化。

权重计算模块，用于根据归一化后每种模态的比对分数集和每种模态的训练样本集的拒真率计算每种模态的权重。

在一些实施中，所述归一化模块包括归一化量纲计算单元和归一化单元。

归一化量纲计算单元，用于通过如下公式计算每种模态的同一人的比对分数的分布和每种模态的不同人的比对分数的分布的非重叠区域，作为每种模态的归一化量纲：

$$q(k) = \mu_a(k) - \min_a(k) + \max_r(k) - \mu_r(k)$$

其中， $q(k)$ 为第 k 种模态的归一化量纲， $k = 1, 2, \dots, m$ ， m 为模态的总数， $\max_r(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中不同人的比对分数的最大值， $\mu_r(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中不同人的比对分数的平均值， $\min_a(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中同一人的比对分数的最小值， $\mu_a(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中同一人的比对分数的平均值。

归一化单元，用于根据每种模态的归一化量纲对每种模态的比对分数集进行归一化：

$$\hat{s}_i^j(k) = \frac{|s_i^j(k) - q(k)|}{q(k)}$$

其中， $s_i^j(k)$ 和 $\hat{s}_i^j(k)$ 分别为归一化前和归一化后的第 k 种模态的比对分数集中的第 i 个比对分数， $i = 1, 2, 3, \dots, N_k$ ， N_k 为第 k 种模态的比对分数集中的比对分数总数， $j=0$ 表示比对分数 $s_i^j(k)$ 为不同人的比对分数， $j=1$ 表示比对分数 $s_i^j(k)$ 为同一人的比对分数。

所述权重计算模块用于通过如下公式计算每种模态的权重：

$$w(k) = \frac{e_k}{\sum_{k=1}^m e_k}$$

其中， $w(k)$ 为第 k 种模态的权重：

$$e_k = \frac{\sum_{i=1,2,\dots,N_k, j=0,1} \hat{s}_i^j(k)}{N_k} + \log \frac{1 - FRR_k}{FRR_k}$$

FRR_k 为第 k 种模态的训练样本集的拒真率。

在一些实施中，通过如下公式计算所述决策融合结果：

$$\delta = \sum_{i=1}^m w(k) \cdot \delta(k)$$

其中， δ 为所述决策融合结果， $\delta(k)$ 为 k 种模态的比对结果：

$$\delta(k) = \begin{cases} 0 & s(k) > T(k) \\ 1 & s(k) \leq T(k) \end{cases}$$

$s(k)$ 为第 k 种模态的组间比对分数， $T(k)$ 为第 k 种模态的比对阈值。

在一些实施中，所述判断模块进一步用于：若所述决策融合结果大于设定的决策阈值，则判断所述两组多种模态的生物特征数据属于同一人，否则，判断所述两组多种模态的生物特征数据不属于同一人。

在一些实施中，所述多种模态的生物特征数据包括人脸特征和虹膜特征，所述虹膜特征由左眼虹膜特征和右眼虹膜特征融合得到。

在一些实施中，通过第一主成分分析模块和特征融合模块将所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征融合得到所述虹膜特征。

第一主成分分析模块, 用于对所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征进行主成分分析得到:

$$z^l = W^{lT} \cdot (x^l - \mu^l), l = 0, 1$$

其中, $l = 0, 1$ 分别代表左眼和右眼, x^l 表示所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征, z^l 表示对所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征进行主成分分析后得到的特征, μ^l 表示所述左眼虹膜特征的均值和所述右眼虹膜特征的均值, W^l 表示所述左眼虹膜特征的主成分分析矩阵和所述右眼虹膜特征的主成分分析矩阵, W^{lT} 表示 W^l 的转置矩阵, μ^l 和 W^l 通过左眼虹膜特征训练集和右眼虹膜特征训练集训练得到。

特征融合模块, 用于通过如下公式将所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征进行主成分分析后得到的特征进行融合, 得到所述虹膜特征:

$$Z = \begin{pmatrix} P^0 \\ P^1 \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} z^0 \\ z^1 \end{pmatrix}$$

其中, Z 为所述虹膜特征, P^0 和 P^1 为投影矩阵, P^0 和 P^1 通过左眼虹膜特征训练集和右眼虹膜特征训练集训练得到。

在一些实施中, 通过均值计算模块, 协方差矩阵计算模块, 特征值分解模块, 主成分分析矩阵获取模块, 第二主成分分析模块和投影矩阵计算模块训练得到所述 μ^l 、 W^l 、 P^0 和 P^1 。

均值计算模块, 用于通过如下公式计算得到所述左眼虹膜特征的均值和所述右眼虹膜特征的均值:

$$\mu^l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^l, \quad l = 0, 1$$

其中, x_i^l 为所述左眼虹膜特征训练集或右眼虹膜特征训练集中的第 i 个左眼虹膜特征样本或右眼虹膜特征样本, $i = 1, 2, 3, \dots, n$, n 为所述左眼虹膜特征样本/右眼虹膜特征样本的总数。

协方差矩阵计算模块, 用于通过如下公式计算所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本的协方差矩阵:

$$S^l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i^l - \mu^l)(x_i^l - \mu^l)^T$$

其中, S^l 为所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本的协方差矩阵。

特征值分解模块, 用于通过如下公式对所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本的协方差矩阵进行特征值分解:

$$S^l \cdot p_t^l = \lambda_t^l \cdot p_t^l$$

其中, λ_t^l 和 p_t^l 分别为协方差矩阵 S^l 的特征值和特征向量, $t = 0, 1, 2, \dots, d$, d 为协方差矩阵 S^l 的行数和列数。

主成分分析矩阵获取模块, 用于根据主成分的百分比 φ^l 选取占比 95% 的前 r 个特征向量构成所述主成分分析矩阵 W^l 。

$$\text{其中, } \varphi^l = \frac{\sum_{i=1}^r \lambda_i^l}{\sum_{i=1}^d \lambda_i^l}, \quad W^l = [p_0^l, p_1^l, \dots, p_r^l]。$$

第二主成分分析模块, 用于通过如下公式对所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本进行主成分分析得到:

$$z_i^l = W^{lT} \cdot x_i^l, l = 0, 1$$

其中, z_i^l 表示对所述左眼虹膜特征样本和所述右眼虹膜特征样本进行主成分分析后得到的特征。

投影矩阵计算模块, 用于通过如下公式优化求得所述投影矩阵 P^0 和 P^1 :

$$(P^0, P^1) = \operatorname{argmax}_{P^0, P^1} \frac{(P^0)^T S_{Z^0 Z^1} P^1}{\sqrt{((P^0)^T S_{Z^0 Z^0} P^0)((P^1)^T S_{Z^1 Z^1} P^1)}}$$

其中, $Z^0 = [z_0^0, z_1^0, \dots, z_n^0]$, $Z^1 = [z_0^1, z_1^1, \dots, z_n^1]$, $S_{Z^0 Z^0}$ 和 $S_{Z^1 Z^1}$ 分别为 Z^0 和 Z^1 的类内方差矩阵, $S_{Z^0 Z^1}$ 为 Z^0 和 Z^1 的类间方差矩阵。

第三方面, 本申请提供一种用于多模态身份认证的非易失计算机可读存储介质, 包括用于存储处理器可执行指令的存储器, 所述指令被所述处理器执行时实现包括第一方面所述的多模态身份认证方法的步骤。

第四方面, 本申请提供一种用于多模态身份认证的设备, 包括至少一个处理器以及存储计算机可执行指令的存储器, 所述处理器执行所述指令时实现第一方面所述的多模态身份认证方法的步骤。

本申请的一种多模态活体检测方法及装置、存储介质和用于多模态身份认证的设备具有以下有益效果:

本申请通过设定的权重将多模态的比对结果进行融合, 根据融合得到的决策融合结果进行身份认证。每种模态的权重根据该种模态的训练样本集的比对分数的分布确定以及该种模态的训练样本集的拒真率确定。比对分数的分布的使用可以使得同一人的比对分数和不同人的比对分数的分布差异增大, 提升认证分类效果。拒真率的可以用于指导权重的生成, 使得权重的优化朝向有利于减少拒真率的目标方向进行。使用融合后的决策融合结果进行身份认证, 提高了准确率。

为解决现有技术的缺陷, 本申请还提供了一种多模态活体检测方法及装置、存储介质和用于多模态活体检测的设备, 提高了人脸活体检测的效果。

第五方面, 本申请提供一种多模态活体检测方法, 所述方法包括:

获取同一用户的多种模态的人脸数据;

对所述同一用户的多种模态的人脸数据进行活体检测, 得到多种模态的检测分数;

根据设定的每种模态的权重对所述多种模态的检测分数进行加权求和, 得到融合分数;

其中, 每种模态的权重根据该种模态的活体检测训练样本集的检测分数的分布以及该种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率确定;

根据每种模态的检测分数和设定的每种模态的活体检测阈值确定每种模态的活体检测结果, 并根据所述设定的每种模态的权重对每种模态的活体检测结果进行加权投票, 得到活体检测的决策融合结果;

根据所述融合分数和所述活体检测决策融合结果中的至少一个判断所述人脸数据为活体或假体。

在一些实施中, 通过确定每种模态的权重的训练过程包括:

对每种模态的活体检测训练样本集进行活体检测, 得到每种模态的检测分数集;

其中, 所述活体检测训练样本集包括活体样本和假体样本, 所述检测分数集包括活体分数和假体分数;

根据每种模态的活体分数的分布和每种模态的假体分数的分布的非重叠区域对每种模态的检测分数集进行归一化;

根据归一化后每种模态的检测分数集和每种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率计算每种模态的权重。

在一些实施中, 所述根据每种模态的活体分数的分布和每种模态的假体分数的分布的非重叠区域对每种模态的检测分数集进行归一化, 包括:

计算每种模态的活体分数的分布和每种模态的假体分数的分布的非重叠区域, 作为每种模态的归一化量纲:

$q_s(k) = \mu_{as}(k) - \min_{as}(k) + \max_{rs}(k) - \mu_{rs}(k)$ 其中, $q_s(k)$ 为第 k 种模态的归一化量纲, $k = 1, 2, \dots, m$, m 为模态的总数, $\max_{rs}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中活体分数的最大值, $\mu_{rs}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中活体分数的平均值, $\min_{as}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中假体分数的最小值, $\mu_{as}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中假体分数的平均值;

根据每种模态的归一化量纲对每种模态的检测分数集进行归一化:

$\hat{s}_{ci}^j(k) = \frac{|s_{ci}^j(k) - q_s(k)|}{q_s(k)}$ 其中, $s_{ci}^j(k)$ 和 $\hat{s}_{ci}^j(k)$ 分别为归一化前和归一化后的第 k 种模态的检测分数集中的第 i 个检测分数, $i = 1, 2, 3, \dots, M_k$, M_k 为第 k 种模态的检测分数集中的检测分数总数, $j=0$ 表示检测分数 $s_{ci}^j(k)$ 为假体分数, $j=1$ 表示检测分数 $s_{ci}^j(k)$ 为活体分数。

所述根据归一化后每种模态的检测分数集和每种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率计算每种模态的权重, 包括:

计算每种模态的权重为:

$$w(k) = \frac{E_k}{\sum_{k=1}^m E_k}$$

其中, $w(k)$ 为第 k 种模态的权重;

$E_k = \frac{\sum_{i=1,2,\dots,M_k} \sum_{j=0,1} \hat{s}_{ci}^j(k)}{M_k} + \log \frac{1-LRR_k}{LRR_k}$ LRR_k 为第 k 种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率。

在一些实施中, 计算所述融合分数为:

$s_c = \sum_{k=1}^m w(k) \cdot s_c(k)$ 其中, s_c 为所述融合分数, $s_c(k)$ 为第 k 种模态的检测分数;

计算所述决策融合结果为:

$\delta_f = \sum_{k=1}^m w(k) \cdot \delta_d(k)$ 其中, δ_f 为所述活体检测决策融合结果, $\delta_d(k)$ 为 k 种模态的活体检测结果;

$\delta_d(k) = \begin{cases} 0 & s_c(k) > T_d(k) \\ 1 & s_c(k) \leq T_d(k) \end{cases}$ $T_d(k)$ 为第 k 种模态的活体检测阈值。

在一些实施中, 所述根据所述融合分数和所述活体检测决策融合结果中的至少一个判断所述人脸数据为活体或假体, 包括:

若所述融合分数大于设定的第一阈值, 则判断所述人脸数据为活体, 否则, 判断所述人脸数据为假体; 或者

若所述活体检测决策融合结果大于设定的第二阈值,则判断所述人脸数据为活体,否则,判断所述人脸数据为假体;或者

若所述融合分数大于设定的第一阈值且所述活体检测决策融合结果大于设定的第二阈值,则判断所述人脸数据为活体,否则,判断所述人脸数据为假体。

在一些实施中,所述多种模态的人脸数据包括不同种类光源下的人脸图像。

在一些实施中,所述多种模态的人脸数据包括人脸图像的多个不同区域。

在一些实施中,所述人脸图像的多个不同区域包括人脸图像的整体区域和局部区域,所述人脸图像为可见光人脸图像或近红外人脸图像。

第六方面,本申请提供一种多模态活体检测装置,所述装置包括数据获取模块,检测分数计算模块,融合分数计算模块,决策融合结果计算模块和活体判断模块。

数据获取模块,用于获取同一用户的多种模态的人脸数据。

检测分数计算模块,用于对所述同一用户的多种模态的人脸数据进行活体检测,得到多种模态的检测分数。

融合分数计算模块,用于根据设定的每种模态的权重对所述多种模态的检测分数进行加权求和,得到融合分数。

其中,每种模态的权重根据该种模态的活体检测训练样本集的检测分数的分布以及该种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率确定。

决策融合结果计算模块,用于根据每种模态的检测分数和设定的每种模态的活体检测阈值确定每种模态的活体检测结果,并根据所述设定的每种模态的权重对每种模态的活体检测结果进行加权投票,得到活体检测决策融合结果。

活体判断模块,用于根据所述融合分数和所述活体检测决策融合结果中的至少一个判断所述人脸数据为活体或假体。

在一些实施中,通过训练数据准备模块,归一化模块和权重计算模块确定每种模态的权重。

训练数据准备模块,用于对每种模态的活体检测训练样本集进行活体检测,得到每种模态的检测分数集。

其中,所述活体检测训练样本集包括活体样本和假体样本,所述检测分数集包括活体分数和假体分数。

归一化模块,用于根据每种模态的活体分数的分布和每种模态的假体分数的分布的非重叠区域对每种模态的检测分数集进行归一化。

权重计算模块,用于根据归一化后每种模态的检测分数集和每种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率计算每种模态的权重。

在一些实施中,所述归一化模块可以包括归一化量纲计算单元和归一化单元。

归一化量纲计算单元,用于通过如下公式计算每种模态的活体分数的分布和每种模态的假体分数的分布的非重叠区域,作为每种模态的归一化量纲:

$q_s(k) = \mu_{as}(k) - \min_{as}(k) + \max_{rs}(k) - \mu_{rs}(k)$ 其中, $q_s(k)$ 为第 k 种模态的归一化量纲, $k = 1, 2, \dots, m$, m 为模态的总数, $\max_{rs}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中活体分数的最大值, $\mu_{rs}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中活体分数的平均值, $\min_{as}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中

假体分数的最小值, $\mu_{as}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中假体分数的平均值。

归一化单元, 用于根据每种模态的归一化量纲对每种模态的检测分数集进行归一化:

$\hat{s}_{ci}^j(k) = \frac{|s_{ci}^j(k) - q_s(k)|}{q_s(k)}$ 其中, $s_{ci}^j(k)$ 和 $\hat{s}_{ci}^j(k)$ 分别为归一化前和归一化后的第 k 种模态的检测分数集中的第 i 个检测分数, $i = 1, 2, 3, \dots, M_k$, M_k 为第 k 种模态的检测分数集中的检测分数总数, $j=0$ 表示检测分数 $s_{ci}^j(k)$ 为假体分数, $j=1$ 表示检测分数 $s_{ci}^j(k)$ 为活体分数。

所述权重计算模块用于通过如下公式计算每种模态的权重:

$$w(k) = \frac{E_k}{\sum_{k=1}^m E_k}$$

其中, $w(k)$ 为第 k 种模态的权重;

$$E_k = \frac{\sum_{i=1,2,\dots,M_k} \sum_{j=0,1} \hat{s}_{ci}^j(k)}{M_k} + \log \frac{1-LRR_k}{LRR_k} \quad LRR_k \text{ 为第 } k \text{ 种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率。}$$

在一些实施中, 通过如下公式计算所述融合分数:

$$s_c = \sum_{i=1}^m w(k) \cdot s_c(k) \quad \text{其中, } s_c \text{ 为所述融合分数, } s_c(k) \text{ 为第 } k \text{ 种模态的检测分数。}$$

通过如下公式计算所述决策融合结果:

$\delta_f = \sum_{i=1}^m w(k) \cdot \delta_d(k)$ 其中, δ_f 为所述活体检测决策融合结果, $\delta_d(k)$ 为 k 种模态的活体检测结果:

$$\delta_d(k) = \begin{cases} 0 & s_c(k) > T_d(k) \\ 1 & s_c(k) \leq T_d(k) \end{cases} \quad T_d(k) \text{ 为第 } k \text{ 种模态的活体检测阈值。}$$

在一些实施中, 所述活体判断模块用于:

若所述融合分数大于设定的第一阈值, 则判断所述人脸数据为活体, 否则, 判断所述人脸数据为假体; 或者

若所述活体检测决策融合结果大于设定的第二阈值, 则判断所述人脸数据为活体, 否则, 判断所述人脸数据为假体; 或者

若所述融合分数大于设定的第一阈值且所述活体检测决策融合结果大于设定的第二阈值, 则判断所述人脸数据为活体, 否则, 判断所述人脸数据为假体。

在一些实施中, 所述多种模态的人脸数据包括不同种类光源下的人脸图像。

在一些实施中, 所述多种模态的人脸数据包括人脸图像的多个不同区域。

在一些实施中, 所述人脸图像的多个不同区域包括人脸图像的整体区域和局部区域, 所述人脸图像为可见光人脸图像或近红外人脸图像。

第七方面, 本申请提供一种用于多模态活体检测的非易失计算机可读存储介质, 包括用于存储处理器可执行指令的存储器, 所述指令被所述处理器执行时实现包括第五方面所述的多模态活体检测方法的步骤。

第八方面, 本申请提供一种用于多模态活体检测的设备, 包括至少一个处理器以及存储计算机可执行指令的存储器, 所述处理器执行所述指令时实现第五方面所述的多模态活体检测方法的步骤。

本申请的多模态活体检测方法和装置、存储介质及用于多模态活体检测的设备具有以下有益效果:

1、现有技术使用单一的模态进行人脸活体检测，本申请使用多种模态的人脸数据进行多模态人脸活体检测，提高了人脸活体检测可用的信息量，达到了更好的活体检测效果。

2、通过权重对多种模态的检测分数进行融合，并对多个模态的活体检测结果进行加权投票，即既进行了检测分数的融合，又进行了多模态决策融合。并且融合的权重与每种模态的检测分数的分布以及活体拒绝率有关，利用检测分数的分布和活体拒绝率对检测分数和决策进行多模态融合，通过权重对检测分数的量纲和分布进行了统一，减少了不同模态的活体检测性能的差异对融合后活体检测的不利影响，使得多模态活体检测方法更加的有效、可行，可以获得更好的多模态活体检测效果。

3、本申请进行的检测分数融合和决策融合均是简单的数值计算问题，不引入额外的时间开销，不会影响活体检测算法的整体速度。

附图说明

图1为本申请的多模态身份认证方法的流程图；

图2为第 k 种模态的同一人的比对分数和不同人的比对分数的分布示意图；

图3为本申请的多模态身份认证装置的示意图；

图4为本申请的多模态活体检测方法的流程图；

图5为第 k 种模态的假体分数和活体分数的分布示意图；

图6为本申请的多模态活体检测装置的示意图；

图7为本申请的一个实施例的计算机设备的内部结构图。

具体实施方式

为使本申请要解决的技术问题、技术方案和优点更加清楚，下面将结合附图及具体实施例对本申请的技术方案进行清楚、完整地描述。显然，所描述的实施例仅仅是本申请一部分实施例，而不是全部的实施例。通常在此处附图中描述和示出的本申请实施例的组件可以以各种不同的配置来布置和设计。因此，以下对在附图中提供的本申请的实施例的详细描述并非旨在限制要求保护的本申请的范围，而是仅仅表示本申请的选定实施例。基于本申请的实施例，本领域技术人员在没有做出创造性劳动的前提下所获得的所有其他实施例，都属于本申请保护的范围。

本申请的一些实施例中，提供一种多模态身份认证方法，如图1所示，所述方法包括步骤S100至步骤S400。

S100：获取两组多种模态的生物特征数据。

本步骤用于获取两组多种模态的生物特征数据，用于身份认证。例如，获取了A和B两组多种模态的生物特征数据，每组均包括了多种模态，多种模态可以包括人脸特征和虹膜特征等。认证的目的是判断两组多种模态的生物特征数据是否属于同一个人。

本申请不限制生物特征数据的获取方式，例如可以通过图像处理、机器学习或深度学习等方法提取生物特征图像的特征，获得特征向量，即为生物特征数据。

S200：对所述两组多种模态的生物特征数据中相同模态的生物特征数据进行比对，得到多种模态的组间比对分数。

组间比对分数反映了两组多种模态的生物特征数据中相同模态的两个生物特征数据的相似度，其相似度越高，表示两个生物特征数据属于同一个人的可能性更大。

本申请不限制计算组间比对分数的方式，例如可以计算两个生物特征数据的欧氏距离，得到组间比对分数。

多种模态的组间比对分数可以记为 $s(k)$ ， $s(k)$ 为第 k 种模态的组间比对分数， $k = 1, 2, \dots, m$ ， m 为模态的总数。

S300：根据每种模态的组间比对分数和设定的每种模态的比对阈值，确定每种模态的比对结果，并根据设定的每种模态的权重对每种模态的比对结果进行加权投票，得到决策融合结果。

决策融合结果是对多个模态的比对结果进行加权投票的结果，每种模态的权重反映的是每种模态的比对结果在最终的认证中起到的作用，以及每种模态的比对结果在最终的认证中所占的比例。

示例性的，可以通过如下公式计算所述决策融合结果：

$$\delta = \sum_{k=1}^m w(k) \cdot \delta(k)$$

其中， δ 为所述决策融合结果， $w(k)$ 为第 k 种模态的权重， $\delta(k)$ 为第 k 种模态的比对结果：

$$\delta(k) = \begin{cases} 0 & s(k) > T(k) \\ 1 & s(k) \leq T(k) \end{cases}$$

$s(k)$ 为第 k 种模态的组间比对分数， $T(k)$ 为第 k 种模态的比对阈值。

以A和B两组生物特征数据每组生物特征数据包括人脸特征和虹膜特征两种模态为例，对A和B组中的虹膜特征进行相似度计算，得到虹膜组间比对分数。若该虹膜组间比对分数大于给定的虹膜比对阈值，则认为虹膜特征属于同一个人，比对结果 $\delta(k)$ 赋值标记1，若虹膜组间比对分数小于等于给定的虹膜比对阈值，则认为虹膜特征属于不同人，比对结果 $\delta(k)$ 赋值标记0。

人脸特征同理，对A和B组的人脸特征进行相似度计算，得到人脸组间比对分数，若该人脸组间比对分数大于给定的人脸比对阈值，则认为人脸特征属于同一个人，比对结果 $\delta(k)$ 赋值标记1，若人脸组间比对分数小于等于给定的人脸比对阈值，则认为人脸特征属于不同人，比对结果 $\delta(k)$ 赋值标记0。

最后对赋值后的所有比对结果 $\delta(1), \delta(2), \dots, \delta(k), \dots, \delta(m)$ 进行决策融合，实际上是一个加权投票，获得最终的决策融合结果 δ 。

加权投票时，每种模态设定不同的权重，每种模态的权重根据该种模态的训练样本集的比对分数的分布以及该种模态的训练样本集的拒真率确定。

由于不同模态得到的比对分数的量纲和分布是不统一的，且不同模态的生物特征认证性能也是有差异的，导致不同模态的比对结果对最终的决策融合结果的贡献不同。现有技术根据经验设定不同模态的权重，导致权重的设定不准确，降低了多模态身份认证的准确性。

本申请中，每种模态的权重根据该种模态的训练样本集的比对分数的分布以及该种模态的训练样本集的拒真率确定。模态的训练样本集的比对分数的分布可以反应该模态认证方法的性能，根据该分布也能够对比对分数进行量纲统一。同时比对分数的分布可以使得同一人的比对分数和不同人的比对分数的分布差异增大，提升认证分类效果。

拒真率是评价认证方法性能的一个指标,表示了同一个人样本被判断为不同人的比例。将拒真率引入权重的确定,可以用于权重的生成,使得优化朝向有利于减少拒真率的目标方向进行。

因此,本申请根据每种模态的训练样本集的比对分数的分布以及该种模态的训练样本集的拒真率确定的该种模态的权重,可以对比对分数的量纲和分布进行统一,也能够减少不同模态的认证方法性能的差异对融合后的身份认证的不利影响,进而可以获得更好的身份认证的准确率。

S400: 根据所述决策融合结果判断所述两组多种模态的生物特征数据是否属于同一人。

一般的,若所述决策融合结果大于设定的决策阈值 T_d , 则判断所述两组多种模态的生物特征数据属于同一人, 否则, 判断所述两组多种模态的生物特征数据不属于同一人。

本申请通过设定的权重将多模态的比对结果进行融合, 根据融合得到的决策融合结果进行身份认证。每种模态的权重根据该种模态的训练样本集的比对分数的分布以及该种模态的训练样本集的拒真率确定。比对分数的分布的使用可以使得同一人的比对分数和不同人的比对分数的分布差异增大, 提升认证分类效果。拒真率的可以用于指导权重的生成, 使得权重的优化朝向有利于减少拒真率的目标方向进行。使用融合后的决策融合结果进行身份认证, 提高了准确率。

本申请的决策融合包括训练过程和推理过程, 训练过程的最终目的是通过标注的训练样本集得到每种模态融合的权重 $w(k)$, 而推理过程的最终目的是对获得的多种模态的比对结果, 通过训练得到的权重融合得到决策融合结果, 并根据决策融合结果进行认证。

推理过程包括前述的步骤 S100 至步骤 S400。确定每种模态的权重的训练过程包括 S10 至 S30。

S10: 对每种模态的训练样本集中的生物特征样本进行两两比对, 得到每种模态的比对分数集。

其中, 所述比对分数集包括同一人的比对分数和不同人的比对分数。

对于一种模态的训练样本集, 例如虹膜样本集, 其包括若干虹膜特征样本, 所述虹膜特征样本来自多个人。将同一人或不同人的虹膜特征样本进行比对, 得到同一人的比对分数和不同人的比对分数, 组成比对分数集。

示例性的, 以 $s_i^j(k)$ 表示第 k 种模态的比对分数集中的第 i 个比对分数, $i = 1, 2, 3, \dots, N_k$, N_k 为第 k 种模态的比对分数集中的比对分数总数, $j=0, 1$, 当 $j=0$ 时, 表示比对分数 $s_i^j(k)$ 为不同人的比对分数, $j=1$ 表示比对分数 $s_i^j(k)$ 为同一人的比对分数。

将第 k 种模态进行比对得到的同一人的比对分数记为 $a(k)$;

$$a(k) = \{s_i^1(k), i = 1, 2, 3, \dots, N_{k1}\}$$

将第 k 种模态进行比对得到的不同人的比对分数记为 $r(k)$;

$$r(k) = \{s_i^0(k), i = 1, 2, 3, \dots, N_{k2}\}$$

同一人的比对分数和不同人的比对分数基本上满足高斯分布, 对第 k 种模态的同一人的比对分数和不同人的比对分数进行统计, 其分布如图 2 所示。

其中, $\max_r(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中不同人的比对分数的最大值;

$\min_r(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中不同人的比对分数的最小值;

$\mu_r(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中不同人的比对分数的平均值;

$\max_a(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中同一人的比对分数的最大值;

$\min_a(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中同一人的比对分数的最小值;

$\mu_a(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中同一人的比对分数的平均值。

显然,同一人的比对分数和不同人的比对分数的分布的重叠部分可以反应比对算法的性能,重叠部分越大说明同一人的比对分数和不同人的比对分数的区分越不明显,性能越差;反之,重叠部分越小说明同一人的比对分数和不同人的比对分数的区分越度越高,性能越优异,所以需要多模态融合的方法,减小分数重叠的部分,增大二者之间的差异。

S20: 根据每种模态的同一人的比对分数的分布和每种模态的不同人的比对分数的分布的非重叠区域对每种模态的比对分数集进行归一化。

由前述,同一人的比对分数和不同人的比对分数的分布的重叠区域越大(即非重叠区域越小)说明同一人的比对分数和不同人的比对分数的区分越不明显,反之,同一人的比对分数和不同人的比对分数的区分越度越高。因此本申请使用非重叠区域对每种模态的比对分数集进行归一化,可以对比对分数的量纲和分布进行统一,并使得同一人的比对分数和不同人的比对分数的分布差异增大,获得更好的身份认证效果。

步骤 S20 的具体实现方式可以包括 S21 和 S22。:

S21: 通过如下公式计算每种模态的同一人的比对分数的分布和每种模态的不同人的比对分数的分布的非重叠区域,作为每种模态的归一化量纲。

$$q(k) = \mu_a(k) - \min_a(k) + \max_r(k) - \mu_r(k)$$

其中, $q(k)$ 为第 k 种模态的归一化量纲。

本步骤用于对不同模态下判断的比对分数进行归一化操作,归一化操作需要根据训练样本集的比对分数的分布中的非重叠区域的参数作为归一化量纲,对比对分数进行操作,归一化量纲的计算如上式。

$q(k)$ 越大说明第 k 种模态的同一人的比对分数和不同人的比对分数的分布相差越大,区分度越高,效果越好,使得该归一化量纲对比对分数归一化可以减小分布的重叠区域,进而获得更好的身份认证效果。

S22: 根据每种模态的归一化量纲对每种模态的比对分数集进行归一化。

$$\hat{s}_i^j(k) = \frac{|s_i^j(k) - q(k)|}{q(k)}$$

其中, $\hat{s}_i^j(k)$ 为归一化后的第 k 种模态的比对分数集中的第 i 个比对分数。

S30: 根据归一化后每种模态的比对分数集和每种模态的训练样本集的拒真率计算每种模态的权重。

在其中一个示例中,每种模态的权重的具体计算公式如下:

$$w(k) = \frac{e_k}{\sum_{k=1}^m e_k}$$

其中, $w(k)$ 为第 k 种模态的权重;

$$e_k = \frac{\sum_{i=1,2,\dots,N_k, j=0,1} \hat{s}_i^j(k)}{N_k} + \log \frac{1 - FRR_k}{FRR_k}$$

FRR_k 为第 k 种模态的训练样本集的拒真率。

评价身份识别认证方法的两个指标分别是拒真率 (FRR) 和误识率 (FAR), FRR 表示了一个人的生物特征数据被判断为不同人的比例, FAR 是将不同人的生物特征数据判断为相同人的比例。在识别或认证的性能评估中, 都是希望二者越小越好, 两个指标过高都会导致一定的业务风险。在多模态融合方法中, 不仅需要考虑分数量纲的影响, 不同模态分类性能的差异也可能降低融合后算法的性能。

因此, 本申请不仅将代表比对分数分布的归一化量纲引入权重的计算, 还将 FRR 引入到权重的计算, 通过上述公式计算得到每种模态的权重 $w(k)$ 。

由上述可知, 本申请使用训练样本集的比对分数分布决定权重的方法, 比对分数分布的使用可以使得同一人和不同人的比对分数分布差异增大, 提升分类效果。同时在确定权重时引入拒真率, 可以用于指导权重的生成, 使得优化朝向有利于拒真率减少的目标方向。

本申请不限制多种模态的生物特征数据的形式, 在其中一个示例中, 所述多种模态的生物特征数据包括人脸特征和虹膜特征, 所述虹膜特征由左眼虹膜特征和右眼虹膜特征融合得到。

本申请通过多模态决策融合的方法将人脸识别和虹膜识别两种生物模态进行融合, 实现更加准确的身份认证。

现有的多模态融合大多数是决策融合, 本申请对左眼虹膜特征和右眼虹膜特征进行了特征融合, 认证效果更佳。因为人的左右虹膜是不相同的, 属于不同模态的数据。将左眼虹膜特征和右眼虹膜特征融合可以提升身份认证效果, 配合虹膜和人脸的多模态决策融合, 将特征融合和决策融合结合使用, 通过多种融合方式实现更好的身份认证效果, 使得身份认证更加安全可靠。

在其中一个示例中, 将所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征融合得到所述虹膜特征, 包括步骤 S1 和 S2。

S1: 通过如下公式对所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征进行主成分分析。

$$z^l = W^{lT} \cdot (x^l - \mu^l), l = 0, 1$$

其中, $l = 0, 1$ 分别代表左眼和右眼, x^l 表示所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征, z^l 表示对所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征进行主成分分析后得到的特征, μ^l 表示所述左眼虹膜特征的均值和所述右眼虹膜特征的均值, W^l 表示所述左眼虹膜特征的主成分分析矩阵和所述右眼虹膜特征的主成分分析矩阵, W^{lT} 表示 W^l 的转置矩阵, μ^l 和 W^l 通过左眼虹膜特征训练集和右眼虹膜特征训练集训练得到。

S2: 通过如下公式将所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征进行主成分分析后得到的特征进行融合, 得到所述虹膜特征:

$$Z = \begin{pmatrix} P^0 \\ P^1 \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} z^0 \\ z^1 \end{pmatrix}$$

其中, Z 为所述虹膜特征, P^0 和 P^1 为投影矩阵, P^0 和 P^1 通过左眼虹膜特征训练集和右眼虹膜特征训练集训练得到。

本申请要同时使用左眼虹膜特征和右眼虹膜特征, 数据维度较高, 引入了额外的计算量和存储空间, 所以使用主成分分析方法对左眼虹膜特征和右眼虹膜特征进行降维处理, 从原始特征中提取更加显著的特征, 减少分类时的数据量, 并且增加特征的分类能力。

主成分分析方法通过线性映射将高维数据投影到低维空间上, 使得投影后的数据方差最大,

从而使得其保留原始数据的特性。

左眼虹膜特征和右眼虹膜特征融合到的虹膜特征后，结合人脸特征，进行后续的多模态身份认证。

例如，对于 A 和 B 两组生物特征数据，每一组的左眼虹膜特征和右眼虹膜特征经过上述过程可以融合得到每组各一个虹膜特征，接着对两组的虹膜特征计算组间比对分数（即相似度），若组间比对分数大于给定的虹膜比对阈值，则判断两组的虹膜特征来自同一个人，比对结果 $\delta(k)$ 赋值标记 1，若组间比对分数小于等于虹膜比对阈值，则判断两组的虹膜特征来自不同的人，比对结果 $\delta(k)$ 赋值标记 0。

对于人脸特征，每组只有一个，所以可以直接将两组的人脸特征进行比对，若组间比对分数大于给定人脸比对阈值，则判断两组的人脸特征来自同一个人，比对结果 $\delta(k)$ 赋值标记 1，若组间比对分数小于等于人脸比对阈值，则判断两组的人脸特征来自不同的人，比对结果 $\delta(k)$ 赋值标记 0。

最后通过权重 $w(k)$ 对赋值后的比对结果 $\delta(k)$ 进行决策融合。

在本申请的一些实施例中，训练得到所述 μ^l 、 W^l 、 P^0 和 P^1 包括如下步骤 S11 至 S16。

S11：通过如下公式计算得到所述左眼虹膜特征的均值和所述右眼虹膜特征的均值：

$$\mu^l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^l, \quad l = 0, 1$$

其中， x_i^l 为所述左眼虹膜特征训练集或右眼虹膜特征训练集中的第 i 个左眼虹膜特征样本或右眼虹膜特征样本， $l = 0, 1$ 分别代表左眼和右眼， $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ， n 为所述左眼虹膜特征样本或右眼虹膜特征样本的总数。

S12：通过如下公式计算所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本的协方差矩阵：

$$S^l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i^l - \mu^l)(x_i^l - \mu^l)^T$$

其中， S^l 为所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本的协方差矩阵，其大小为 $d \times d$ ， $l = 0, 1$ 分别代表左眼和右眼。

S13：通过如下公式对所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本的协方差矩阵进行特征值分解：

$$S^l \cdot p_t^l = \lambda_t^l \cdot p_t^l$$

其中， λ_t^l 和 p_t^l 分别为协方差矩阵 S^l 的特征值和特征向量， $t = 0, 1, 2, \dots, d$ ， d 为协方差矩阵 S^l 的行数和列数。

S14：根据主成分的百分比 φ^l 选取占比 95%的前 r 个特征向量构成所述主成分分析矩阵 W^l 。

其中， $\varphi^l = \frac{\sum_{i=1}^r \lambda_i^l}{\sum_{i=1}^d \lambda_i^l}$ ， $W^l = [p_0^l, p_1^l, \dots, p_r^l]$ 。

S15：通过如下公式对所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本进行主成分分析。

$$z_i^l = W^{lT} \cdot x_i^l, \quad l = 0, 1$$

其中， z_i^l 表示对所述左眼虹膜特征样本和所述右眼虹膜特征样本进行主成分分析后得到的特征。

S16: 通过如下公式优化求得所述投影矩阵 P^0 和 P^1 :

$$(P^0, P^1) = \operatorname{argmax}_{P^0, P^1} \frac{(P^0)^T S_{Z^0 Z^1} P^1}{\sqrt{((P^0)^T S_{Z^0 Z^0} P^0)((P^1)^T S_{Z^1 Z^1} P^1)}}$$

其中, $Z^0 = [z_0^0, z_1^0, \dots, z_n^0]$, $Z^1 = [z_0^1, z_1^1, \dots, z_n^1]$, $S_{Z^0 Z^0}$ 和 $S_{Z^1 Z^1}$ 分别为 Z^0 和 Z^1 的类内方差矩阵, $S_{Z^0 Z^1}$ 为 Z^0 和 Z^1 的类间方差矩阵。

为更清楚的说明本申请的效果, 将本申请的多模态身份认证方法(模态总数 $m = 2$)在测试集上进行了测试, 其身份认证效果如下表所示。

身份认证方法	虹膜识别方法	人脸识别方法	本申请的多模态身份认证方法
身份认证效果	98.9%	98.1%	99.87%

由上述可知, 本申请的多模态身份认证方法与单个模态相比, 具有更好的身份认证效果。

本申请的一些实施例中, 提供一种多模态身份认证装置, 如图3所示, 所述多模态身份认证装置包括数据获取模块1, 比对分数计算模块2, 决策融合模块3和判断模块4。

数据获取模块1, 用于获取两组多种模态的生物特征数据。

比对分数计算模块2, 用于对所述两组多种模态的生物特征数据中相同模态的生物特征数据进行比对, 得到多种模态的组间比对分数。

决策融合模块3, 用于根据每种模态的组间比对分数和设定的每种模态的比对阈值, 确定每种模态的比对结果, 并根据设定的每种模态的权重对每种模态的比对结果进行加权投票, 得到决策融合结果。

其中, 每种模态的权重根据该种模态的训练样本集的比对分数的分布以及该种模态的训练样本集的拒真率确定。

判断模块4, 用于根据所述决策融合结果判断所述两组多种模态的生物特征数据是否属于同一人。

本申请通过设定的权重将多模态的比对结果进行融合, 根据融合得到的决策融合结果进行身份认证。每种模态的权重根据该种模态的训练样本集的比对分数的分布以及该种模态的训练样本集的拒真率确定。比对分数的分布的使用可以使得同一人的比对分数和不同人的比对分数的分布差异增大, 提升认证分类效果。拒真率的可以用于指导权重的生成, 使得权重的优化朝向有利于减少拒真率的目标方向进行。使用融合后的决策融合结果进行身份认证, 提高了准确率。

申请在本申请的一些实施例中, 可以通过训练数据准备模块, 归一化模块, 以及权重计算模块确定每种模态的权重。

训练数据准备模块, 用于对每种模态的训练样本集中的生物特征样本进行两两比对, 得到每种模态的比对分数集。

其中, 所述比对分数集包括同一人的比对分数和不同人的比对分数。

归一化模块, 用于根据每种模态的同一人的比对分数的分布和每种模态的不同人的比对分数的分布的非重叠区域对每种模态的比对分数集进行归一化。

权重计算模块, 用于根据归一化后每种模态的比对分数集和每种模态的训练样本集的拒真率计算每种模态的权重。

所述归一化模块包括归一化量纲计算单元和归一化单元。

归一化量纲计算单元, 用于通过如下公式计算每种模态的同一人的比对分数的分布和每种模态的不同人的比对分数的分布的非重叠区域, 作为每种模态的归一化量纲。

$$q(k) = \mu_a(k) - \min_a(k) + \max_r(k) - \mu_r(k)$$

其中, $q(k)$ 为第 k 种模态的归一化量纲, $k = 1, 2, \dots, m$, m 为模态的总数, $\max_r(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中不同人的比对分数的最大值, $\mu_r(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中不同人的比对分数的平均值, $\min_a(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中同一人的比对分数的最小值, $\mu_a(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中同一人的比对分数的平均值。

归一化单元, 用于根据每种模态的归一化量纲对每种模态的比对分数集进行归一化;

$$\hat{s}_i^j(k) = \frac{|s_i^j(k) - q(k)|}{q(k)}$$

其中, $s_i^j(k)$ 和 $\hat{s}_i^j(k)$ 分别为归一化前和归一化后的第 k 种模态的比对分数集中的第 i 个比对分数, $i = 1, 2, 3, \dots, N_k$, N_k 为第 k 种模态的比对分数集中的比对分数总数, $j=0$ 表示比对分数 $s_i^j(k)$ 为不同人的比对分数, $j=1$ 表示比对分数 $s_i^j(k)$ 为同一人的比对分数。

所述权重计算模块用于通过如下公式计算每种模态的权重:

$$w(k) = \frac{e_k}{\sum_{k=1}^m e_k}$$

其中, $w(k)$ 为第 k 种模态的权重;

$$e_k = \frac{\sum_{i=1,2,\dots,N_k, j=0,1} \hat{s}_i^j(k)}{N_k} + \log \frac{1 - FRR_k}{FRR_k}$$

FRR_k 为第 k 种模态的训练样本集的拒真率。

在一些实施中, 可以通过如下公式计算所述决策融合结果:

$$\delta = \sum_{k=1}^m w(k) \cdot \delta(k)$$

其中, δ 为所述决策融合结果, $w(k)$ 为第 k 种模态的权重, $\delta(k)$ 为第 k 种模态的比对结果:

$$\delta(k) = \begin{cases} 0 & s(k) > T(k) \\ 1 & s(k) \leq T(k) \end{cases}$$

$s(k)$ 为第 k 种模态的组间比对分数, $T(k)$ 为第 k 种模态的比对阈值。

所述判断模块进一步用于: 若所述决策融合结果大于设定的决策阈值 T_δ , 则判断所述两组多种模态的生物特征数据属于同一人, 否则, 判断所述两组多种模态的生物特征数据不属于同一人。

申请在本申请的一些实施例中, 所述多种模态的生物特征数据包括人脸特征和虹膜特征, 所述虹膜特征由左眼虹膜特征和右眼虹膜特征融合得到。

其中, 可以通过第一主成分分析模块和特征融合模块, 将所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征融合得到所述虹膜特征。

第一主成分分析模块, 用于通过如下公式对所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征进行主成分分析得到:

$$z^l = W^{lT} \cdot (x^l - \mu^l), l = 0, 1$$

其中, $l = 0, 1$ 分别代表左眼和右眼, x^l 表示所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征, z^l 表示

对所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征进行主成分分析后得到的特征, μ^l 表示所述左眼虹膜特征的均值和所述右眼虹膜特征的均值, W^l 表示所述左眼虹膜特征的主成分分析矩阵和所述右眼虹膜特征的主成分分析矩阵, W^{lT} 表示 W^l 的转置矩阵, μ^l 和 W^l 通过左眼虹膜特征训练集和右眼虹膜特征训练集训练得到。

特征融合模块, 用于通过如下公式将所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征进行主成分分析后得到的特征进行融合, 得到所述虹膜特征:

$$Z = \begin{pmatrix} P^0 \\ P^1 \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} Z^0 \\ Z^1 \end{pmatrix}$$

其中, Z 为所述虹膜特征, P^0 和 P^1 为投影矩阵, P^0 和 P^1 通过左眼虹膜特征训练集和右眼虹膜特征训练集训练得到。

前述的 μ^l 、 W^l 、 P^0 和 P^1 可以通过均值计算模块, 协方差矩阵计算模块, 特征值分解模块, 主成分分析矩阵获取模块, 第二主成分分析模块和投影矩阵计算模块训练得到。

均值计算模块, 用于通过如下公式计算得到所述左眼虹膜特征的均值和所述右眼虹膜特征的均值:

$$\mu^l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^l, \quad l = 0, 1$$

其中, x_i^l 为所述左眼虹膜特征训练集或右眼虹膜特征训练集中的第 i 个左眼虹膜特征样本或右眼虹膜特征样本, $l = 0, 1$ 分别代表左眼和右眼, $i = 1, 2, 3, \dots, n$, n 为所述左眼虹膜特征样本或右眼虹膜特征样本的总数。

协方差矩阵计算模块, 用于通过如下公式计算所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本的协方差矩阵:

$$S^l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i^l - \mu^l)(x_i^l - \mu^l)^T$$

其中, S^l 为所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本的协方差矩阵, 其大小为 $d \times d$, $l = 0, 1$ 分别代表左眼和右眼。

特征值分解模块, 用于通过如下公式对所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本的协方差矩阵进行特征值分解:

$$S^l \cdot p_t^l = \lambda_t^l \cdot p_t^l$$

其中, λ_t^l 和 p_t^l 分别为协方差矩阵 S^l 的特征值和特征向量, $t = 0, 1, 2, \dots, d$, d 为协方差矩阵 S^l 的行数和列数。

主成分分析矩阵获取模块, 用于根据主成分的百分比 φ^l 选取占比95%的前 r 个特征向量构成所述主成分分析矩阵 W^l 。

$$\text{其中, } \varphi^l = \frac{\sum_{i=1}^r \lambda_i^l}{\sum_{i=1}^d \lambda_i^l}, \quad W^l = [p_0^l, p_1^l, \dots, p_r^l]。$$

第二主成分分析模块, 用于通过如下公式对所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本进行主成分分析得到:

$$z_i^l = W^{lT} \cdot x_i^l, \quad l = 0, 1$$

其中, z_i^l 表示对所述左眼虹膜特征样本和所述右眼虹膜特征样本进行主成分分析后得到的特征。

投影矩阵计算模块, 用于通过如下公式优化求得所述投影矩阵 P^0 和 P^1 :

$$(P^0, P^1) = \operatorname{argmax}_{P^0, P^1} \frac{(P^0)^T S_{Z^0 Z^1} P^1}{\sqrt{((P^0)^T S_{Z^0 Z^0} P^0)((P^1)^T S_{Z^1 Z^1} P^1)}}$$

其中, $Z^0 = [z_0^0, z_1^0, \dots, z_n^0]$, $Z^1 = [z_0^1, z_1^1, \dots, z_n^1]$, $S_{Z^0 Z^0}$ 和 $S_{Z^1 Z^1}$ 分别为 Z^0 和 Z^1 的类内方差矩阵, $S_{Z^0 Z^1}$ 为 Z^0 和 Z^1 的类间方差矩阵。

本申请实施例所提供的多模态身份认证装置, 其实现原理及产生的技术效果和多模态身份认证方法的实施例相同, 为简要描述, 该多模态身份认证装置实施例部分未提及之处, 可参考前述多模态身份认证方法的实施例中相应内容。所属领域的技术人员可以清楚地了解到, 为描述的方便和简洁, 前述描述的多模态身份认证装置和单元的具体工作过程, 均可以参考上述多模态身份认证方法的实施例中的对应过程, 在此不再赘述。

本申请提供的多模态身份认证方法的实施例中, 所述多模态身份认证方法可以通过计算机程序实现业务逻辑并记录在存储介质上, 所述的存储介质可以计算机读取并执行, 实现本说明书的多模态身份认证方法的实施例所描述方案的效果。因此, 本申请还提供用于多模态身份认证的非易失计算机可读存储介质, 包括用于存储处理器可执行指令的存储器, 指令被处理器执行时实现包括所述多模态身份认证方法实施例中的步骤。

所述存储介质可以包括用于存储信息的物理装置, 通常是将信息数字化后再以利用电、磁或者光学等方式的媒体加以存储。所述存储介质有可以包括: 利用电能方式存储信息的装置如, 各式存储器, 如 RAM、ROM 等; 利用磁能方式存储信息的装置如, 硬盘、软盘、磁带、磁芯存储器、磁泡存储器、U 盘; 利用光学方式存储信息的装置如, CD 或 DVD。当然, 还有其他方式的可读存储介质, 例如量子存储器、石墨烯存储器等等。

根据多模态身份认证方法的实施例的描述, 上述所述的存储介质还可以包括其他的实施方式, 本实施例的实现原理及产生的技术效果和前述多模态身份认证方法的实施例相同, 具体可以参照多模态身份认证方法的实施例的描述, 在此不作一一赘述。

本申请还提供一种用于多模态身份认证的设备, 所述的设备可以为单独的计算机, 也可以包括使用了本说明书的一个或多个所述多模态身份认证方法或一个或多个实施例的多模态身份认证装置的实际操作装置等。所述用于多模态身份认证的设备可以包括至少一个处理器以及存储计算机可执行指令的存储器, 处理器执行所述指令时实现上述任意一个或者多个多模态身份认证方法实施例中的步骤。

根据用于多模态身份认证的方法的实施例的描述, 上述所述的用于多模态身份认证的设备还可以包括其他的实施方式, 本实施例的实现原理及产生的技术效果和前述用于多模态身份认证的方法的实施例相同, 具体可以参照用于多模态身份认证的方法的实施例的描述, 在此不作一一赘述。

目前的人脸静默活体检测方法使用单一的数据源进行活体检测 (即单模态活体检测), 单一的数据源可用的信息量是一定的, 导致不能达到很好的人脸活体检测效果。

本申请的一些实施例中, 提供了一种多模态活体检测方法, 如图 4 所示, 所述方法包括步

骤 S2100 至 S2500。

S2100: 获取同一用户的多种模态的人脸数据。

由于单一的数据源可用的信息量是一定的, 使用单一的数据源进行活体检测不能达到很好的人脸活体检测效果。因此本申请使用多种数据源进行活体检测, 即多模态活体检测。

本步骤中, 获取多种模态的人脸数据, 多种模态的人脸数据的模态种类和获取方式不受限制。例如, 多种模态的人脸数据可以是在不同种类光源下采集的人脸图像等。

S2200: 对所述同一用户的多种模态的人脸数据进行活体检测, 得到多种模态的检测分数。

本申请不限制得到检测分数的方式, 例如可以使用卷积神经网络分别对多种模态的人脸数据进行处理, 得到多种模态的检测分数。

多种模态的检测分数可以记为 $s_c(k)$, $s_c(k)$ 为第 k 种模态的检测分数, $k = 1, 2, \dots, m$, m 为模态的总数。

S2300: 根据设定的每种模态的权重对所述多种模态的检测分数进行加权求和, 得到融合分数。

示例性的, 所述融合分数可以通过如下公式计算:

$$s_c = \sum_{i=1}^m w(k) \cdot s_c(k)$$

其中, s_c 为所述融合分数, $w(k)$ 为设定的第 k 种模态的权重。

由于不同模态得到的检测分数的量纲和分布是不统一的, 且不同模态的活体检测性能也是有差异的, 因此将不同模态得到的检测分数直接融合会降低活体检测的性能。

本申请通过权重将多种模态的检测分数进行加权求和, 得到融合分数。每种模态的权重根据该种模态的训练样本集的检测分数的分布以及该种模态的训练样本集的活体拒绝率确定。模态的训练样本集的检测分数的分布可以反应活体检测算法的性能, 根据该分布也能够对检测分数进行量纲统一。活体拒绝率是评价活体检测的一个指标, 表示了活体样本被判断为假体的比例, 是一种错误判断活体样本的评价, 活体拒绝率也能够反应活体检测算法的性能。将活体拒绝率引入权重的确定, 可以用于权重的生成, 使得优化朝向有利于减少活体拒绝率的目标方向进行。

因此, 根据每种模态的训练样本集的检测分数的分布以及该种模态的训练样本集的活体拒绝率确定的该种模态的权重可以对检测分数的量纲和分布进行统一, 也能够减少不同模态的活体检测性能差异对融合后活体检测的不利影响, 进而可以获得更好的活体检测效果。

S2400: 根据每种模态的检测分数和设定的每种模态的活体检测阈值确定每种模态的活体检测结果, 并根据所述设定的每种模态的权重对每种模态的活体检测结果进行加权投票, 得到活体检测决策融合结果。

活体检测决策融合结果是对多个模态的活体检测结果进行加权投票的结果, 其反映的是每种模态的活体检测结果在最终的活体检测中起到的作用, 以及每种模态的活体检测结果在最终的活体检测中所占的比例。

示例性的, 所述活体检测决策融合结果可以通过如下公式计算:

$$\delta_f = \sum_{k=1}^m w(k) \cdot \delta_d(k)$$

其中, δ_f 为所述活体检测决策融合结果, $\delta_d(k)$ 为 k 种模态的活体检测结果;

$$\delta_d(k) = \begin{cases} 0 & s_c(k) > T_d(k) \\ 1 & s_c(k) \leq T_d(k) \end{cases}$$

$T_d(k)$ 为设定的第 k 种模态的活体检测阈值。

S2500: 根据所述融合分数和/或所述活体检测决策融合结果判断所述人脸数据为活体或假体。

多种模态的人脸数据经过上述处理可以得到两个判断因素, 分别为融合分数和活体检测决策融合结果。融合分数和活体检测决策融合结果都是活体检测中的重要指标, 可以分别判断, 也可以两者综合判断。

例如, 若所述融合分数 s_c 大于设定的第一阈值 T_s , 则判断所述人脸数据为活体, 否则, 判断所述人脸数据为假体。

或者, 若所述活体检测决策融合结果 δ_f 大于设定的第二阈值 δ_s , 则判断所述人脸数据为活体, 否则, 判断所述人脸数据为假体。

或者, 若所述融合分数 s_c 大于设定的第一阈值 T_s 且所述活体检测决策融合结果 δ_f 大于设定的第二阈值 δ_s , 则判断所述人脸数据为活体, 否则, 判断所述人脸数据为假体。

本申请具有以下有益效果:

1、现有技术使用单一的模态进行人脸活体检测, 本申请使用多种模态的人脸数据进行多模态人脸活体检测, 提高了人脸活体检测可用的信息量, 达到了更好的活体检测效果。

2、通过权重对多种模态的检测分数进行融合, 并对多个模态的活体检测结果进行加权投票, 即既进行了检测分数的融合, 又进行了多模态决策融合。并且融合的权重与每种模态的检测分数的分布以及活体拒绝率有关, 利用检测分数的分布和活体拒绝率对检测分数和决策进行多模态融合, 通过权重对检测分数的量纲和分布进行了统一, 减少了不同模态的活体检测性能的差异对融合后活体检测的不利影响, 使得多模态活体检测方法更加的有效、可行, 可以获得更好的多模态活体检测效果。

3、本申请进行的检测分数融合和决策融合均是简单的数值计算问题, 不引入额外的时间开销, 不会影响活体检测算法的整体速度。

本申请包括训练过程和推理过程, 训练过程的最终目的是通过标注的训练样本集得到每种模态融合的权重 $w(k)$, 而推理过程的最终目的是对获得的多种模态的人脸数据, 通过训练得到的权重, 判断得到该多种模态的人脸数据属于的活体或者假体类别。

推理过程包括前述的步骤 S2100~S2500, 确定每种模态的权重的训练过程包括步骤 S210 至 S230。

S210: 对每种模态的活体检测训练样本集进行活体检测, 得到每种模态的检测分数集。

其中, 所述活体检测训练样本集包括活体样本和假体样本, 所述检测分数集包括活体分数和假体分数。活体样本进行活体检测得到的检测分数为活体分数, 假体样本进行活体检测得到的检测分数为假体分数。

示例性的, 以 $s_{c_i}^j(k)$ 表示第 k 种模态的检测分数集中的第 i 个检测分数, $i = 1, 2, 3, \dots, M_k$, M_k 为第 k 种模态的检测分数集中的检测分数总数, $j=0, 1$, 当 $j=0$ 时, 表示检测分数 $s_{c_i}^j(k)$ 为假体分数, $j=1$ 表示检测分数 $s_{c_i}^j(k)$ 为活体分数。

将第 k 种模态对活体样本进行活体检测得到的活体分数记为 $r_s(k)$;

$$r_s(k) = \{s_{c_i}^1(k), i = 1, 2, 3, \dots, M_{k1}\}$$

将第 k 种模态对假体样本进行活体检测得到的假体分数记为 $a_s(k)$;

$$a_s(k) = \{s_{c_i}^0(k), i = 1, 2, 3, \dots, M_{k2}\}$$

活体分数和假体分数的分布基本上满足高斯分布, 对第 k 种模态的假体分数和活体分数进行统计, 其分布如图5所示。

其中, $\max_{r_s}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中活体分数的最大值。

$\min_{r_s}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中活体分数的最小值。

$\mu_{r_s}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中活体分数的平均值。

$\max_{a_s}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中假体分数的最大值。

$\min_{a_s}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中假体分数的最小值。

$\mu_{a_s}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中假体分数的平均值。

显然, 活体分数和假体分数的分布的重叠部分可以反应该模态活体检测算法的性能, 重叠部分越大说明活体样本和假体样本的区分越不明显, 性能越差; 反之, 重叠部分越小说明活体样本和假体样本的区分度越高, 性能越优异, 所以需要通过多模态融合的方法, 减小分数重叠的部分, 增大二者之间的差异。

S220: 根据每种模态的活体分数的分布和每种模态的假体分数的分布的非重叠区域对每种模态的检测分数集进行归一化。

由前述, 活体分数和假体分数的分布的重叠区域越大 (即非重叠区域越小) 说明活体样本和假体样本的区分越不明显, 反之, 活体样本和假体样本的区分度越高。因此本申请使用非重叠区域对每种模态的检测分数集进行归一化, 可以对检测分数的量纲和分布进行统一, 并使得活体分数和假体分数的分布差异增大, 获得更好的活体检测效果。

本步骤 S220 具体包括步骤 S221 和 S222

S221: 通过如下公式计算每种模态的活体分数的分布和每种模态的假体分数的分布的非重叠区域, 作为每种模态的归一化量纲。

$$q_s(k) = \mu_{a_s}(k) - \min_{a_s}(k) + \max_{r_s}(k) - \mu_{r_s}(k)$$

其中, $q_s(k)$ 为第 k 种模态的归一化量纲。

对于检测分数的融合需要对不同模态下判断的检测分数进行归一化操作, 归一化操作需要根据活体检测训练样本集的检测分数的分布中的非重叠区域的参数作为归一化量纲, 对检测分数进行操作, 归一化量纲的计算如上式。

$q_s(k)$ 越大说明第 k 种模态的活体分数和假体分数的检测分数的分布相差越大, 区分度越高, 效果越好, 使得该归一化量纲对检测分数归一化可以减小分布的重叠区域, 进而获得更好的活体检测效果。

S222: 根据每种模态的归一化量纲对每种模态的检测分数集进行归一化:

$$\hat{s}_{c_i}^j(k) = \frac{|s_{c_i}^j(k) - q_s(k)|}{q_s(k)}$$

其中, $\hat{s}_{c_i}^j(k)$ 为归一化后的第 k 种模态的检测分数集中的第 i 个检测分数。

S230: 根据归一化后每种模态的检测分数集和每种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率计算每种模态的权重。

在其中一个示例中, 每种模态的权重的具体计算公式如下:

$$w(k) = \frac{E_k}{\sum_{k=1}^m E_k}$$

其中, $w(k)$ 为第 k 种模态的权重;

$$E_k = \frac{\sum_{i=1,2,\dots,N_k, j=0,1} \hat{s}_{c_i}^j(k)}{M_k} + \log \frac{1 - LRR_k}{LRR_k}$$

LRR_k 为第 k 种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率。

评价活体检测性能的两个指标分别是活体拒绝率 (LRR) 和假体通过率 (PPR), LRR 表示了活体样本被判断为假体的比例, 是一种错误判断活体样本的评价, PPR 是将假体样本判断为活体的比例, 是一种错误判断假体的比例。在活体检测的性能评估中, 都是希望 LRR 和 PPR 二者越小越好。在本申请的多模态活体检测方法中, 不仅需要考虑到检测分数量纲的影响, 还需要考虑到不同模态的活体检测性能差异也可能会降低融合后算法的性能。

因此, 本申请不仅将代表检测分数分布的归一化量纲引入权重的计算, 还将 LRR 引入到权重的计算, 通过上述公式计算得到每种模态的权重 $w(k)$ 。

本申请的多种模态的人脸数据可以有多种情况, 下面以两个具体示例举例说明。

示例一:

现有的人脸活体检测方法使用深度学习的方法在整张人脸图像上提取特征进行二分类任务判断活体或者假体。该方法只使用了整张人脸的纹理信息, 对局部小范围的修改效果较差, 如只将眼睛区域进行假体替换, 是可以攻破基于整张人脸的静默活体检测方法的。

为解决上述问题, 本示例的多种模态的人脸数据包括人脸图像的多个不同区域, 所述人脸图像的多个不同区域包括人脸图像的整体区域和局部区域, 所述人脸图像为可见光人脸图像或近红外人脸图像。

以可见光人脸图像为例, 对其进行多模态活体检测的方法为:

1、对可见光人脸图像进行人脸关键点定位。

2、根据人脸关键点定位结果得到人脸图像的多个不同区域, 作为所述多种模态的人脸数据。所述多个不同区域可以为人脸图像的整体区域、眼睛区域、嘴巴区域。上半边脸区域和下半边脸区域等。

3、通过活体检测算法可以得到每一个区域 (模态) 的检测分数, 然后通过本申请的方法进行分数融合和决策融合。

本示例使用了可见光人脸图像的整体区域和局部区域进行多模态活体检测, 对局部小范围的修改有较好的活体检测效果。近红外人脸图像与可见光人脸图像同理, 不再赘述。

示例二:

所述多种模态的人脸数据包括不同种类光源下的人脸图像，不同种类光源下的人脸图像可以包括可见光人脸图像和近红外人脸图像。

本示例应用于可以同时获得可见光人脸图像和近红外人脸图像的双模设备，将其采集的可见光人脸图像和近红外人脸图像作为多种模态的人脸数据，分别获得其检测分数，然后通过本申请的方法进行分数融合和决策融合。

为更清楚的说明本申请的效果，将本申请的多模态活体检测方法（模态总数 $m=3$ ）在测试集上进行了测试，其活体检测效果如下表所示。

活体检测方法	模态1	模态2	模态3	多模态融合
活体检测效果	97.3%	96.1%	97.5%	99.71%

由上述可知，本申请的多模态活体检测方法与单个模态相比，具有更好的活体检测效果。

应该理解的是，虽然如上所述的各实施例所涉及的流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示，但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明，这些步骤的执行并没有严格的顺序限制，这些步骤可以以其它的顺序执行。而且，如上所述的各实施例所涉及的流程图中的至少一部分步骤可以包括多个步骤或者多个阶段，这些步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成，而是可以在不同的时刻执行，这些步骤或者阶段的执行顺序也不必然是依次进行，而是可以与其它步骤或者其它步骤中的步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

本申请的一些实施例提供一种多模态活体检测装置，如图6所示，所述多模态活体检测装置包括数据获取模块10，检测分数计算模块20，融合分数计算模块30，决策融合结果计算模块40和活体判断模块50。

数据获取模块10，用于获取同一用户的多种模态的人脸数据。

检测分数计算模块20，用于对所述同一用户的多种模态的人脸数据进行活体检测，得到多种模态的检测分数。

融合分数计算模块30，用于根据设定的每种模态的权重对所述多种模态的检测分数进行加权求和，得到融合分数。

其中，每种模态的权重根据该种模态的活体检测训练样本集的检测分数的分布以及该种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率确定。

决策融合结果计算模块40，用于根据每种模态的检测分数和设定的每种模态的活体检测阈值确定每种模态的活体检测结果，并根据所述设定的每种模态的权重对每种模态的活体检测结果进行加权投票，得到活体检测决策融合结果。

活体判断模块50，用于根据所述融合分数和/或所述活体检测决策融合结果判断所述人脸数据为活体或假体。

申请申请申请申请在本申请的一些实施例中，通过训练数据准备模块，归一化模块和权重计算模块确定每种模态的权重。

训练数据准备模块，用于对每种模态的活体检测训练样本集进行活体检测，得到每种模态

的检测分数集。

其中，所述活体检测训练样本集包括活体样本和假体样本，所述检测分数集包括活体分数和假体分数。

归一化模块，用于根据每种模态的活体分数的分布和每种模态的假体分数的分布的非重叠区域对每种模态的检测分数集进行归一化。

权重计算模块，用于根据归一化后每种模态的检测分数集和每种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率计算每种模态的权重。

前述的归一化模块可以包括归一化量纲计算单元和归一化单元。

归一化量纲计算单元，用于通过如下公式计算每种模态的活体分数的分布和每种模态的假体分数的分布的非重叠区域，作为每种模态的归一化量纲。

$q_s(k) = \mu_{as}(k) - \min_{as}(k) + \max_{rs}(k) - \mu_{rs}(k)$ 其中， $q_s(k)$ 为第 k 种模态的归一化量纲， $k = 1, 2, \dots, m$ ， m 为模态的总数， $\max_{rs}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中活体分数的最大值， $\mu_{rs}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中活体分数的平均值， $\min_{as}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中假体分数的最小值， $\mu_{as}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中假体分数的平均值。

归一化单元，用于根据每种模态的归一化量纲对每种模态的检测分数集进行归一化。

$\hat{s}_{ci}^j(k) = \frac{|s_{ci}^j(k) - q_s(k)|}{q_s(k)}$ 其中， $s_{ci}^j(k)$ 和 $\hat{s}_{ci}^j(k)$ 分别为归一化前和归一化后的第 k 种模态的检测分数集中的第 i 个检测分数， $i = 1, 2, 3, \dots, M_k$ ， M_k 为第 k 种模态的检测分数集中的检测分数总数， $j=0$ 表示检测分数 $s_{ci}^j(k)$ 为假体分数， $j=1$ 表示检测分数 $s_{ci}^j(k)$ 为活体分数。

前述的权重计算模块用于，通过如下公式计算每种模态的权重：

$$w(k) = \frac{E_k}{\sum_{k=1}^m E_k}$$

其中， $w(k)$ 为第 k 种模态的权重。

$E_k = \frac{\sum_{i=1,2,\dots,N_k} \sum_{j=0,1} \hat{s}_{ci}^j(k)}{M_k} + \log \frac{1-LRR_k}{LRR_k}$ 为第 k 种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率。

作为本申请实施例的另一种改进，通过如下公式计算所述融合分数：

$s_c = \sum_{i=1}^m w(k) \cdot s_c(k)$ 其中， s_c 为所述融合分数， $s_c(k)$ 为第 k 种模态的检测分数。

通过如下公式计算所述决策融合结果：

$\delta_f = \sum_{i=1}^m w(k) \cdot \delta_a(k)$ 其中， δ_f 为所述活体检测决策融合结果， $\delta_a(k)$ 为第 k 种模态的活体检测结果。

$\delta_a(k) = \begin{cases} 0 & s_c(k) > T_a(k) \\ 1 & s_c(k) \leq T_a(k) \end{cases}$ $T_a(k)$ 为第 k 种模态的活体检测阈值。

本申请的活体判断模块用于：若所述融合分数大于设定的第一阈值，则判断所述人脸数据为活体，否则，判断所述人脸数据为假体；或者，若所述决策融合结果大于设定的第二阈值，则判断所述人脸数据为活体，否则，判断所述人脸数据为假体；或者，若所述融合分数大于设定的第一阈值且所述决策融合结果大于设定的第二阈值，则判断所述人脸数据为活体，否则，判断所述人脸数据为假体。

前述的多种模态的人脸数据可以包括不同种类光源下的人脸图像。

或者,前述的多种模态的人脸数据还可以包括人脸图像的多个不同区域。其中,所述人脸图像的多个不同区域包括人脸图像的整体区域和局部区域,所述人脸图像为可见光人脸图像或近红外人脸图像。

本申请实施例所提供的多模态活体检测装置,其实现原理及产生的技术效果和多模态活体检测方法的实施例,为简要描述,该多模态活体检测装置实施例部分未提及之处,可参考前述多模态活体检测方法实施例中相应内容。所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,前述描述的多模态活体检测装置和单元的具体工作过程,均可以参考上述多模态活体检测方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

本申请提供的上述实施例的所述的多模态活体检测方法可以通过计算机程序实现业务逻辑并记录在存储介质上,所述的存储介质可以计算机读取并执行,实现本说明书多模态活体检测方法的实施例所描述方案的效果。因此,本申请还提供用于多模态活体检测的非易失计算机可读存储介质,包括用于存储处理器可执行指令的存储器,指令被处理器执行时实现包括多模态活体检测方法实施例的步骤。

所述存储介质可以包括用于存储信息的物理装置,通常是将信息数字化后再以利用电、磁或者光学等方式的媒体加以存储。所述存储介质有可以包括:利用电能方式存储信息的装置如,各式存储器,如RAM、ROM等;利用磁能方式存储信息的装置如,硬盘、软盘、磁带、磁芯存储器、磁泡存储器、U盘;利用光学方式存储信息的装置如,CD或DVD。当然,还有其他方式的可读存储介质,例如量子存储器、石墨烯存储器等等。

上述所述的存储介质根据多模态活体检测方法实施例的描述还可以包括其他的实施方式,本实施例的实现原理及产生的技术效果和前述多模态活体检测方法实施例相同,具体可以参照多模态活体检测方法实施例的描述,在此不作一一赘述。

本申请还提供一种用于多模态活体检测的设备,所述的设备可以为单独的计算机,也可以包括使用了本说明书的一个或多个所述方法或一个或多个实施例装置的实际操作装置等。所述多模态活体检测的设备可以包括至少一个处理器以及存储计算机可执行指令的存储器,处理器执行所述指令时实现上述任意一个或者多个多模态活体检测方法实施例中的步骤。

所述用于多模态活体检测的设备根据多模态活体检测方法实施例的描述还可以包括其他的实施方式,本实施例的实现原理及产生的技术效果和前述多模态活体检测方法实施例相同,具体可以参照多模态活体检测方法实施例的描述,在此不作一一赘述。

在本申请的一些实施中,计算机设备可以是终端,其内部结构图可以如图7所示。该计算机设备包括通过系统总线连接的处理器、存储器、通信接口、显示屏和输入装置。该计算机设备的处理器用于提供计算和控制能力。该计算机设备的存储器包括非易失性存储介质、内存存储器。该非易失性存储介质存储有操作系统和计算机程序。该内存存储器为非易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境。该计算机设备的通信接口用于与外部的终端进行有线或无线方式的通信,无线方式可通过WIFI、移动蜂窝网络、NFC(近场通信)或其他技术实现。该计算机程序被处理器执行时以实现一种医学图像处理方法。该计算机设备的显示屏可以是液晶显示屏或者电子墨水显示屏,该计算机设备的输入装置可以是显示屏上覆盖的触摸层,也可以是计算机设备外壳上设置的按键、轨迹球或触控板,还可以是外接的键盘、触控板或鼠标等。

本领域技术人员可以理解，图 7 中示出的结构，仅仅是与本申请方案相关的部分结构的框图，并不构成对本申请方案所应用于其上的计算机设备的限定，具体的计算机设备可以包括比图中所示更多或更少的部件，或者组合某些部件，或者具有不同的部件布置。

最后应说明的是：以上所述实施例，仅为本申请的具体实施方式，用以说明本申请的技术方案，而非对其限制，本申请的保护范围并不局限于此，尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明，本领域的普通技术人员应当理解：任何熟悉本技术领域的技术人员在本申请揭露的技术范围内，其依然可以对前述实施例所记载的技术方案进行修改或可轻易想到变化，或者对其中部分技术特征进行等同替换；而这些修改、变化或者替换，并不使相应技术方案的本质脱离本申请实施例技术方案的精神和范围。都应涵盖在本申请的保护范围之内。因此，本申请的保护范围应以所述权利要求的保护范围为准。

权利要求

1. 一种多模态身份认证方法, 其特征在于, 所述方法包括:

获取两组多种模态的生物特征数据;

对所述两组多种模态的生物特征数据中相同模态的生物特征数据进行比对, 得到多种模态的组间比对分数;

根据每种模态的组间比对分数和设定的每种模态的比对阈值, 确定每种模态的比对结果, 并根据设定的每种模态的权重对每种模态的比对结果进行加权投票, 得到决策融合结果;

其中, 每种模态的权重根据该种模态的训练样本集的比对分数的分布以及该种模态的训练样本集的拒真率确定;

根据所述决策融合结果判断所述两组多种模态的生物特征数据是否属于同一人。

2. 根据权利要求1所述的多模态身份认证方法, 其特征在于, 确定每种模态的权重的训练过程包括:

对每种模态的训练样本集中的生物特征样本进行两两比对, 得到每种模态的比对分数集;

其中, 所述比对分数集包括同一人的比对分数和不同人的比对分数;

根据每种模态的同一人的比对分数的分布和每种模态的不同人的比对分数的分布的非重叠区域对每种模态的比对分数集进行归一化;

根据归一化后每种模态的比对分数集和每种模态的训练样本集的拒真率计算每种模态的权重。

3. 根据权利要求2所述的多模态身份认证方法, 其特征在于, 所述根据每种模态的同一人的比对分数的分布和每种模态的不同人的比对分数的分布的非重叠区域对每种模态的比对分数集进行归一化, 包括:

计算每种模态的同一人的比对分数的分布和每种模态的不同人的比对分数的分布的非重叠区域, 作为每种模态的归一化量纲:

$$q(k) = \mu_a(k) - \min_a(k) + \max_r(k) - \mu_r(k)$$

其中, $q(k)$ 为第 k 种模态的归一化量纲, $k = 1, 2, \dots, m$, m 为模态的总数, $\max_r(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中不同人的比对分数的最大值, $\mu_r(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中不同人的比对分数的平均值, $\min_a(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中同一人的比对分数的最小值, $\mu_a(k)$ 为第 k 种模态的比对分数集中同一人的比对分数的平均值;

根据每种模态的归一化量纲对每种模态的比对分数集进行归一化:

$$\hat{s}_i^j(k) = \frac{|s_i^j(k) - q(k)|}{q(k)}$$

其中, $s_i^j(k)$ 和 $\hat{s}_i^j(k)$ 分别为归一化前和归一化后的第 k 种模态的比对分数集中的第 i 个比对分数, $i = 1, 2, 3, \dots, N_k$, N_k 为第 k 种模态的比对分数集中的比对分数总数, $j=0$ 表示比对分数 $s_i^j(k)$ 为不同人的比对分数, $j=1$ 表示比对分数 $s_i^j(k)$ 为同一人的比对分数;

所述根据归一化后每种模态的比对分数集和每种模态的训练样本集的拒真率计算每种模态

的权重, 包括:

计算每种模态的权重为:

$$w(k) = \frac{e_k}{\sum_{k=1}^m e_k}$$

其中, $w(k)$ 为第 k 种模态的权重;

$$e_k = \frac{\sum_{i=1,2,\dots,N_k, j=0,1} \hat{s}_i^j(k)}{N_k} + \log \frac{1 - FRR_k}{FRR_k}$$

FRR_k 为第 k 种模态的训练样本集的拒真率。

4. 根据权利要求 3 所述的多模态身份认证方法, 其特征在于, 计算所述决策融合结果为:

$$\delta = \sum_{i=1}^m w(k) \cdot \delta(k)$$

其中, δ 为所述决策融合结果, $\delta(k)$ 为 k 种模态的比对结果;

$$\delta(k) = \begin{cases} 0 & s(k) > T(k) \\ 1 & s(k) \leq T(k) \end{cases}$$

$s(k)$ 为第 k 种模态的组间比对分数, $T(k)$ 为第 k 种模态的比对阈值。

5. 根据权利要求 1-4 任一所述的多模态身份认证方法, 其特征在于, 所述多种模态的生物特征数据包括人脸特征和虹膜特征, 所述虹膜特征由左眼虹膜特征和右眼虹膜特征融合得到。

6. 根据权利要求 5 所述的多模态身份认证方法, 其特征在于, 将所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征融合得到所述虹膜特征, 包括:

对所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征进行主成分分析得到:

$$z^l = W^{lT} \cdot (x^l - \mu^l), \quad l = 0, 1$$

其中, $l = 0, 1$ 分别代表左眼和右眼, x^l 表示所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征, z^l 表示对所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征进行主成分分析后得到的特征, μ^l 表示所述左眼虹膜特征的均值和所述右眼虹膜特征的均值, W^l 表示所述左眼虹膜特征的主成分分析矩阵和所述右眼虹膜特征的主成分分析矩阵; W^{lT} 表示 W^l 的转置矩阵; μ^l 和 W^l 通过左眼虹膜特征训练集和右眼虹膜特征训练集训练得到;

将所述左眼虹膜特征和所述右眼虹膜特征进行主成分分析后得到的特征进行融合, 得到所述虹膜特征为:

$$Z = \begin{pmatrix} P^0 \\ P^1 \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} z^0 \\ z^1 \end{pmatrix}$$

其中, Z 为所述虹膜特征, P^0 和 P^1 为投影矩阵, P^0 和 P^1 通过左眼虹膜特征训练集和右眼虹膜特征训练集训练得到。

7. 根据权利要求 6 所述的多模态身份认证方法, 其特征在于, 训练得到所述 μ^l 、 W^l 、 P^0 和 P^1 包括:

计算所述左眼虹膜特征的均值和所述右眼虹膜特征的均值为：

$$\mu^l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^l, \quad l = 0, 1$$

其中, x_i^l 为所述左眼虹膜特征训练集或右眼虹膜特征训练集中的第 i 个左眼虹膜特征样本或右眼虹膜特征样本, $i = 1, 2, 3, \dots, n$, n 为所述左眼虹膜特征样本/右眼虹膜特征样本的总数；

计算所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本的协方差矩阵为：

$$S^l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i^l - \mu^l)(x_i^l - \mu^l)^T$$

其中, S^l 为所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本的协方差矩阵；

所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本的协方差矩阵进行特征值分解为：

$$S^l \cdot p_t^l = \lambda_t^l \cdot p_t^l$$

其中, λ_t^l 和 p_t^l 分别为 S^l 特征值和特征向量, $t = 0, 1, 2, \dots, d$, d 为 S^l 的行数和列数；

根据主成分的百分比 φ^l 选取占比 95% 的前 r 个特征向量构成所述主成分分析矩阵 W^l ；

其中, $\varphi^l = \frac{\sum_{i=1}^r \lambda_i^l}{\sum_{i=1}^d \lambda_i^l}$, $W^l = [p_0^l, p_1^l, \dots, p_r^l]$ ；

对所述左眼虹膜特征样本和右眼虹膜特征样本进行主成分分析得到：

$$z_i^l = W^{lT} \cdot x_i^l, l = 0, 1$$

其中, z_i^l 表示对所述左眼虹膜特征样本和所述右眼虹膜特征样本进行主成分分析后得到的特征；

优化求得所述投影矩阵 P^0 和 P^1 为：

$$(P^0, P^1) = \operatorname{argmax}_{P^0, P^1} \frac{(P^0)^T S_{Z^0 Z^1} P^1}{\sqrt{((P^0)^T S_{Z^0 Z^0} P^0)((P^1)^T S_{Z^1 Z^1} P^1)}}$$

其中, $Z^0 = [z_0^0, z_1^0, \dots, z_n^0]$, $Z^1 = [z_0^1, z_1^1, \dots, z_n^1]$, $S_{Z^0 Z^0}$ 和 $S_{Z^1 Z^1}$ 分别为 Z^0 和 Z^1 的类内方差矩阵, $S_{Z^0 Z^1}$ 为 Z^0 和 Z^1 的类间方差矩阵。

8. 一种多模态身份认证装置, 其特征在于, 所述装置包括：

数据获取模块, 用于获取两组多种模态的生物特征数据；

比对分数计算模块, 用于对所述两组多种模态的生物特征数据中相同模态的生物特征数据进行比对, 得到多种模态的组间比对分数；

决策融合模块, 用于根据每种模态的组间比对分数和设定的每种模态的比对阈值确定每种模态的比对结果, 并根据设定的每种模态的权重对每种模态的比对结果进行加权投票, 得到决策融合结果；

其中, 每种模态的权重根据该种模态的训练样本集的比对分数的分布以及该种模态的训练样本集的拒真率确定；

判断模块, 用于根据所述决策融合结果判断所述两组多种模态的生物特征数据是否属于同一人。

9. 一种用于多模态身份认证的非易失计算机可读存储介质，其特征在于，包括用于存储处理器可执行指令的存储器，所述指令被所述处理器执行时实现包括权利要求 1-7 任一所述多模态身份认证方法的步骤。

10. 一种用于多模态身份认证的设备，其特征在于，包括至少一个处理器以及存储计算机可执行指令的存储器，所述处理器执行所述指令时实现权利要求 1-7 中任意一项所述多模态身份认证方法的步骤。

11. 一种多模态活体检测方法，其特征在于，所述方法包括：

获取同一用户的多种模态的人脸数据；

对所述同一用户的多种模态的人脸数据进行活体检测，得到多种模态的检测分数；

根据设定的每种模态的权重对所述多种模态的检测分数进行加权求和，得到融合分数；

其中，每种模态的权重根据该种模态的活体检测训练样本集的检测分数的分布以及该种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率确定；

根据每种模态的检测分数和设定的每种模态的活体检测阈值确定每种模态的活体检测结果，并根据所述设定的每种模态的权重对每种模态的活体检测结果进行加权投票，得到活体检测决策融合结果；

根据所述融合分数和所述活体检测决策融合结果中的至少一个判断所述人脸数据为活体或假体。

12. 根据权利要求 11 所述的多模态活体检测方法，其特征在于，确定每种模态的权重的训练过程包括：

对每种模态的活体检测训练样本集进行活体检测，得到每种模态的检测分数集；

其中，所述活体检测训练样本集包括活体样本和假体样本，所述检测分数集包括活体分数和假体分数；

根据每种模态的活体分数的分布和每种模态的假体分数的分布的非重叠区域对每种模态的检测分数集进行归一化；

根据归一化后每种模态的检测分数集和每种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率计算每种模态的权重。

13. 根据权利要求 12 所述的多模态活体检测方法，其特征在于，所述根据每种模态的活体分数的分布和每种模态的假体分数的分布的非重叠区域对每种模态的检测分数集进行归一化，包括：

计算每种模态的活体分数的分布和每种模态的假体分数的分布的非重叠区域，作为每种模态的归一化量纲：

$q_s(k) = \mu_{as}(k) - \min_{as}(k) + \max_{rs}(k) - \mu_{rs}(k)$ 其中， $q_s(k)$ 为第 k 种模态的归一化量纲， $k = 1, 2, \dots, m$ ， m 为模态的总数， $\max_{rs}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中活体分数的最大值， $\mu_{rs}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中活体分数的平均值， $\min_{as}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中

假体分数的最小值, $\mu_{as}(k)$ 为第 k 种模态的检测分数集中假体分数的平均值;

根据每种模态的归一化量纲对每种模态的检测分数集进行归一化:

$\hat{s}_{c_i}^j(k) = \frac{|s_{c_i}^j(k) - q_s(k)|}{q_s(k)}$ 其中, $s_{c_i}^j(k)$ 和 $\hat{s}_{c_i}^j(k)$ 分别为归一化前和归一化后的第 k 种模态的检测分数集中的第 i 个检测分数, $i = 1, 2, 3, \dots, M_k$, M_k 为第 k 种模态的检测分数集中的检测分数总数, $j=0$ 表示检测分数 $s_{c_i}^j(k)$ 为假体分数, $j=1$ 表示检测分数 $s_{c_i}^j(k)$ 为活体分数;

所述根据归一化后每种模态的检测分数集和每种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率计算每种模态的权重, 包括:

计算每种模态的权重为:

$$w(k) = \frac{E_k}{\sum_{k=1}^m E_k}$$

其中, $w(k)$ 为第 k 种模态的权重;

$$E_k = \frac{\sum_{i=1, 2, \dots, N_k, j=0, 1} \hat{s}_{c_i}^j(k)}{M_k} + \log \frac{1 - LRR_k}{LRR_k} \quad LRR_k \text{ 为第 } k \text{ 种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率。}$$

14. 根据权利要求 13 所述的多模态活体检测方法, 其特征在于, 计算所述融合分数为:

$$s_c = \sum_{i=1}^m w(k) \cdot s_c(k) \quad \text{其中, } s_c \text{ 为所述融合分数, } s_c(k) \text{ 为第 } k \text{ 种模态的检测分数;}$$

计算所述决策融合结果为:

$\delta_f = \sum_{i=1}^m w(k) \cdot \delta_d(k)$ 其中, δ_f 为所述活体检测决策融合结果, $\delta_d(k)$ 为 k 种模态的活体检测结果;

$$\delta_d(k) = \begin{cases} 0 & s_c(k) > T_d(k) \\ 1 & s_c(k) \leq T_d(k) \end{cases} \quad T_d(k) \text{ 为第 } k \text{ 种模态的活体检测阈值。}$$

15. 根据权利要求 11-14 任一所述多模态活体检测方法, 其特征在于, 所述根据所述融合分数和所述活体检测决策融合结果中的至少一个判断所述人脸数据为活体或假体, 包括:

若所述融合分数大于设定的第一阈值, 则判断所述人脸数据为活体, 否则, 判断所述人脸数据为假体; 或者

若所述活体检测决策融合结果大于设定的第二阈值, 则判断所述人脸数据为活体, 否则, 判断所述人脸数据为假体; 或者

若所述融合分数大于设定的第一阈值且所述活体检测决策融合结果大于设定的第二阈值, 则判断所述人脸数据为活体, 否则, 判断所述人脸数据为假体。

16. 根据权利要求 11-14 任一所述的多模态活体检测方法, 其特征在于, 所述多种模态的人脸数据包括不同种类光源下的人脸图像, 或者所述多种模态的人脸数据包括人脸图像的多个不同区域。

17. 根据权利要求 16 所述的多模态活体检测方法, 其特征在于, 所述人脸图像的多个不同区域包括人脸图像的整体区域和局部区域, 所述人脸图像为可见光人脸图像或近红外人脸图像。

18. 一种多模态活体检测装置，其特征在于，所述装置包括：

数据获取模块，用于获取同一用户的多种模态的人脸数据；

检测分数计算模块，用于对所述同一用户的多种模态的人脸数据进行活体检测，得到多种模态的检测分数；

融合分数计算模块，用于根据设定的每种模态的权重对所述多种模态的检测分数进行加权求和，得到融合分数；

其中，每种模态的权重根据该种模态的活体检测训练样本集的检测分数的分布以及该种模态的活体检测训练样本集的活体拒绝率确定；

决策融合结果计算模块，用于根据每种模态的检测分数和设定的每种模态的活体检测阈值确定每种模态的活体检测结果，并根据所述设定的每种模态的权重对每种模态的活体检测结果进行加权投票，得到活体检测决策融合结果；

活体判断模块，用于根据所述融合分数和所述活体检测决策融合结果中的至少一个判断所述人脸数据为活体或假体。

19. 一种用于多模态活体检测的非易失计算机可读存储介质，其特征在于，包括用于存储处理器可执行指令的存储器，所述指令被所述处理器执行时实现包括权利要求 11-17 任一所述多模态活体检测方法的步骤。

20. 一种用于多模态活体检测的设备，其特征在于，包括至少一个处理器以及存储计算机可执行指令的存储器，所述处理器执行所述指令时实现权利要求 11-17 中任意一项所述多模态活体检测方法的步骤。