

基于视图特征和形状特征融合的颅骨身份识别方法

杨稳, 周明全, 耿国华*, 刘晓宁

西北大学信息科学与技术学院, 陕西 西安 710127

摘要 颅骨身份识别是法医学研究的重要课题。针对以往颅骨身份识别研究中颅骨和面貌内在特征表示能力不足的问题,为了充分利用颅骨和面皮模型的有效识别信息、提高颅骨识别能力,提出一种基于视图特征和形状特征融合的颅骨身份识别方法。首先,采用多视图神经网络学习颅骨和面皮的多视图特征,采用基于双谐波距离的LS-MDS算法计算颅骨和面皮的标准形,采用池化融合方法聚合多个特征来减少视图池化阶段的信息丢失;然后,为了解决波核特征对尺度变换敏感的问题,根据特征值归一化思想提取颅骨和面皮的尺度不变波核特征;最后,采用核典型相关分析将视图特征和波核特征进行融合,得到颅骨和面皮的最终特征向量,通过计算颅骨特征向量和面皮特征向量的相关系数实现颅骨的身份识别。实验结果表明,所提方法的识别正确率为95.4%,优于其他对比方法,是一种有效的颅骨身份识别方法。

关键词 图像处理; 颅骨身份识别; 视图特征; 波核特征; 核典型相关分析; 相关系数

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP213393

Skull Identification Method Based on Fusion of View and Shape Features

Yang Wen, Zhou Mingquan, Geng Guohua*, Liu Xiaoning

College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127, Shaanxi, China

Abstract Skull identification is an important subject in forensic medicine. To solve the insufficient representation of skull and facial features in previous skull identification research, a skull identification method is proposed based on the fusion of view and shape features to fully use the effective recognition information of the skull and facial model and improve the skull recognition ability. First, a multi-view neural network is used to learn the multi-view features of skull and facial skin, the LS-MDS algorithm based on double harmonic distance is used to calculate the standard shape of skull and facial skin, and the pooling fusion method is used to aggregate multiple features to reduce the information loss in the view pooling stage. Then, to solve the problem of wave core features being sensitive to scale transformation, the scale invariant wave core features of skull and facial skin are extracted using feature value normalization. Finally, the view and wave core features are fused using kernel canonical correlation analysis to obtain the final feature vector of skull and facial skin. Skull identification is realized by calculating the correlation coefficient of the skull and facial skin feature vectors. Experiments show that the recognition accuracy of the proposed method is 95.4%, which is superior to other methods, thereby proving the effectiveness of the proposed skull identification method.

Key words image processing; skull identification; view feature; wave kernel feature; kernel canonical correlation analysis; correlation coefficient

1 引言

颅骨身份识别是法医学中一个重要的研究课题。在很多法医案例中,只能获取到受害人的颅骨,并且没有其他证据线索,这种情况下一些经典的身份识别技术无法使用。颅骨识别^[1]已经成为颅骨身份认证的重要技术手段之一,并被大量应用于历史人物面貌复原和法医案例中。随着CT、三维(3D)扫描等数字化技

术的发展,三维颅面采集变得更加容易,计算机辅助颅骨识别成为研究热点,内容涉及法医学、信息学、人类学、计算机图形学等多个领域。以前的颅骨识别研究仅局限于颅骨面貌复原技术^[2]和颅像重合技术^[3],国际上从2003年开始研究颅骨识别,并认为该技术具有良好的应用前景^[4]。

在二维颅骨识别研究中,张艳宁团队以颅骨X线片数据为实验对象,采用Radon变换^[5]、多项式拟合^[6]、

收稿日期: 2021-12-30; 修回日期: 2022-01-29; 录用日期: 2022-02-25; 网络首发日期: 2022-03-05

通信作者: *nwugh@163.com

二次有理 Bezier 曲线拟合^[7]、小波分析^[8]等多种方法进行识别,并证明了这些方法用于颅骨识别的可行性。孔珊珊等^[9]以颅骨图像双侧眼眶为对象进行特征提取,使用极半径不变矩构造特征向量实现识别过程。杨昆等^[10]使用颅顶缝形态图像,提取图像特征并把特征编成二维条码,建立基于颅骨骨缝的识别系统。但二维识别方法无法挖掘颅骨和面貌之间复杂的内在关系,而且识别率也不高。

在三维颅骨识别研究中,也有许多学者做过大量尝试。Zhang 等^[11]提出一种基于嵌入式隐马尔可夫模型的方法,该方法利用颅骨形状和整体结构的信息实现颅骨识别,对颅骨方向的变化具有鲁棒性。Cao 等^[12]将尺度不变特征变换方法应用于颅骨识别。Alanazi 等^[13]和 Hameed 等^[14]将三维匹配技术用于三维颅骨识别。Duan 等^[15]首次通过分析颅骨和面皮之间的形态相关度来识别未知颅骨,并使用典型关联分析提取映射后两组相关性最大的主成分向量,用于匹配颅骨和面皮。由于颅骨与面皮之间关系复杂,该方法的识别率还有待提高,但是这种颅骨和面皮相关性度量方法为识别问题提供了一种新思路。

在基于相关性度量的颅骨识别任务中,颅骨和面皮的特征提取与表示是最为关键的步骤之一。颅骨和面皮模型是一种特殊的、复杂的三维模型,对其进行特征提取时,最好能够把模型的二维信息和三维信息结合起来,使得模型的数据表示具有特征互补优势。在二维特征表示问题中,多视图数据从多个角度刻画同一物体,包含了比传统单视图数据更加丰富的识别信息,具有更好的预测性能。在三维特征表示中,光谱形状描述符因具有等距不变性、尺度不变性和对形状变形的鲁棒性等优点,被广泛用于三维模型的特征表示。Sun 等^[16]基于对热扩散过程的分析提出热核特征。Bronstein 等^[17]使用傅里叶变换提取尺度不变的热核特征,热核特征允许处理全局和局部尺度变换。为了处理体积等距,Raviv 等^[18]构造了考虑形状内部的体积热核特征。Aubry 等^[19]提出了用不同能级的量子粒子的平均概率表征一个点的波核特征(WKS),波核特征允许访问高频信息,并且与时间参数无关。因此,为了充分利用模型的有效识别信息,分别提取模型的二维视图特征和三维波核特征,再将提取到的特征进行融合实现识别任务。

为了更好地描述颅面复杂的形态变化和进一步提升模型表达能力,本文提出一种基于视图特征和三维形状特征融合的颅骨身份识别方法。1)该方法不需要准确提取和表示颅骨与面皮之间的内在映射关系,只需要分析颅骨和面皮之间的相关性就可实现颅骨身份的确定。2)在颅骨和面皮的视图特征提取过程中,为了生成与姿态无关的形状、方便获取二维深度图像,提出基于双谐波距离的最小二乘多维尺度(LS-MDS)算法对颅骨和面皮计算其标准形,双谐波距离对 3D 模型

的拓扑变化具有更好的鲁棒性。为了减少视图池化阶段的信息丢失,采用池化融合方法来聚合多个特征,有效提高最终的识别能力。3)在颅骨和面皮的形状特征提取过程中,为了克服波核特征对尺度变换敏感的问题,基于特征值归一化方法的思想构造尺度不变的波核特征,实现尺度不变性。

2 特征提取

2.1 视图特征提取

为了生成与姿态无关的形状,便于将三维模型投影到多个二维深度图像,计算颅骨和面皮的标准形。最经典、性能最佳的标准形计算方法是基于测地距的 LS-MDS 算法^[20]。虽然测地距离具有等距不变性,但用于三维形状的距离测量时还存在以下几个问题:1)依赖于最短路径附近的无穷小邻域,具有很强的局部特征;2)对三维模型进行局部形状分析或特征表示时,会造成全局信息的丢失;3)测地距离不平滑,对噪声和局部拓扑变化敏感。

为了克服测地距离的缺点,采用双谐波距离来测量三维曲面点之间的距离。双谐波距离是基于双谐波微分算子的有效表面距离测量的,它对拉普拉斯-贝尔特拉米算子的特征值应用不同的权重^[21-22],在小距离的近测地距离和大距离的全局形状感知之间取得了一个很好的平衡。因此,双谐波距离对 3D 模型的拓扑变化具有更好的鲁棒性。

标准形计算方法的步骤如下:首先,为了减少计算量,使用快速行进最远点采样算法^[23]对三维模型进行采样;然后,计算采样点之间的双谐波距离,并使用 LS-MDS 算法计算标准形。基于双谐波距离的 LS-MDS 算法利用应力函数构造的目标函数可以表示为

$$E_s(X) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=i+1}^N \omega_{ij} [\delta_{ij} - d_{ij}(X)]^2, \quad (1)$$

式中: N 是顶点数; ω_{ij} 是加权系数; δ_{ij} 是第 i 个采样点和第 j 个采样点之间的双谐波距离; $d_{ij}(X)$ 是标准模型 X 的第 i 个采样点和第 j 个采样点之间的欧氏距离。本实验使用最大化凸函数的收缩算法^[24]来优化目标函数。

为了获得多个不同视角下颅骨和面皮的投影深度图像,本实验在包围模型的圆柱体表面放置 20 个虚拟相机(顶面 1 个、底面 1 个、侧面 18 个)。三维模型的中心与圆柱体中心重合,所有虚拟相机都指向三维模型的质心。相机的位置可以使用等距柱面映射方法获得,主要步骤如下:首先,顶面和底面的虚拟相机分别放置在顶圆面区域和底圆面区域的中心;然后,圆柱体侧面被等距划分为 18 个小区域,虚拟相机放置在每个小区域的中心;最后,采用 Z 缓冲区算法^[25]为每个标准三维模型生成 20 个投影深度图像。图 1 和图 2 显示了标准颅骨模型和面皮模型的 20 个投影深度图像。从图 1 和图 2 可以看到,多个投影深度图像可以从不同的



图 1 颅骨模型深度投影图像

Fig. 1 Depth projection image of skull model

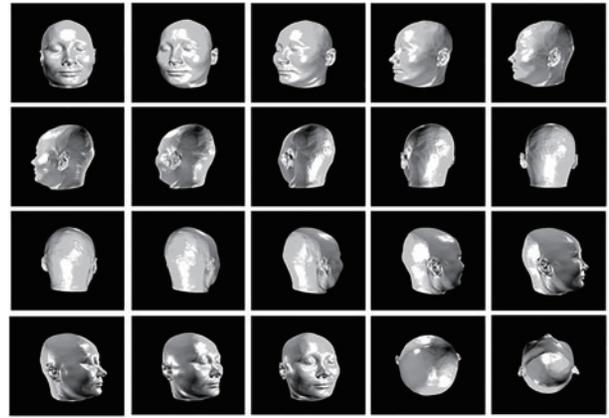


图 2 面皮模型深度投影图像

Fig. 2 Depth projection image of facel model

角度描述标准的三维颅骨模型和三维面皮模型。

为了将所有视图中的信息合成为单个紧凑的多视图特征,本研究参考 Su 等^[26]提出的多视图神经网络架构来学习多视图特征,网络架构如图 3 所示。参考多视图神经网络,结合本研究的具体问题,设计了一种用于视图特征信息合成的颅骨和面皮的多视图神经网络。网络由 5 个卷积层、4 个池化层和 2 个全连接层组成,有 20 个分支,每个分支有 5 个卷积层和 3 个最大池化层。对于每个分支,其输入是 1 个视图投影图像,其输出是

对应投影深度图像的特征图。Conv1 层、Conv2 层和 Conv5 层之后是最大池化层。视图池化层将 20 张特征图聚合成 1 张完整的特征图。最后,通过 2 个全连接层来获得最终的紧凑形状描述符。5 个卷积层(Conv1~Conv5)和 2 个全连接层(FC6、FC7)使用整流线性单元(ReLU)作为激活函数。FC6 层和 FC7 层使用 dropout 策略,比率设置为 0.5。FC7 层的输出是最终学习到的多视图特征。5 个卷积层的所有分支具有相同的参数,训练阶段采用带反向传播的随机梯度下降法。

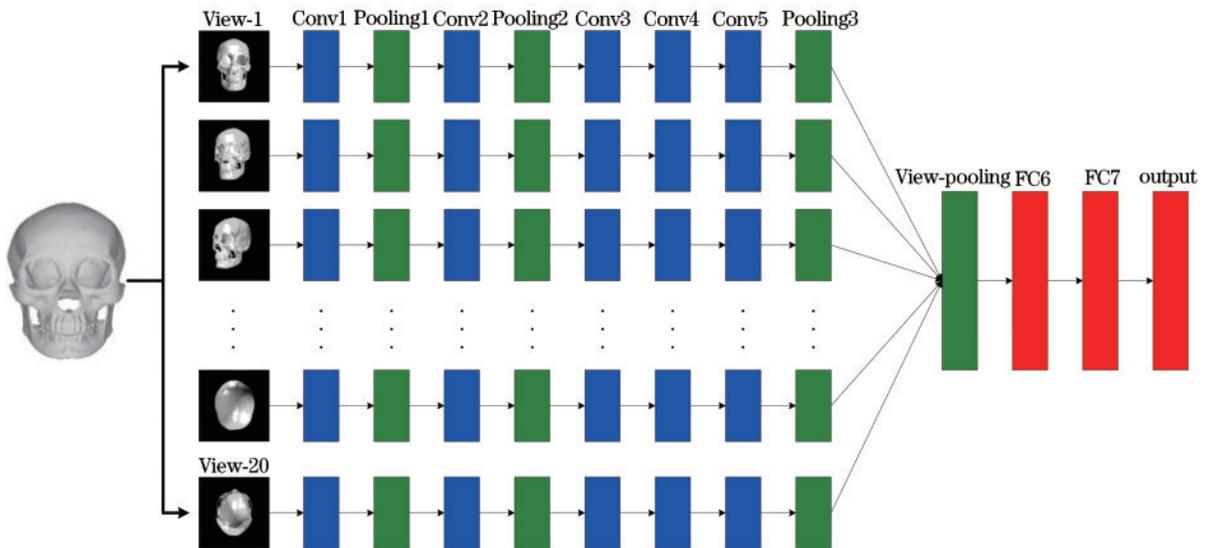


图 3 多视图神经网络架构

Fig. 3 Multi-view neural network architecture

在多视图特征学习中,视图池化层非常重要,它可以将多个视图的信息转换为单个矩阵。Su 等^[26]的研究结果表明,基于元素的最大视图池化算法比基于元素的平均视图池化算法具有更好的性能,并且两者都比没有视图池化层的方法更有效。但是,若只选择最大值或平均值作为合并结果,一些有效信息可能会丢失。为了克服这个问题,本研究提出一种基于学习的池化融合方法来聚合多个特征,通过学习一组权值,将

最大池运算和平均池运算结合起来。权值的初始值是随机设置的,并且在学习阶段进行更新。该方法可以减少视图池化阶段的信息丢失,有效地提高最终的识别能力。

颅骨和面皮的多视图特征提取过程的具体步骤如下:

1) 对颅骨和面皮三维模型进行标准形计算,通过视图投影得到不同视图下多幅投影图像,作为多视图

神经网络的输入;

2) 对多视图神经网络进行初始化操作, 对网络每个卷积层进行随机初始化, 并对相关参数设置适当的值, 如学习速率、动量、权重等;

3) 使用随机梯度下降算法对训练数据集上的多视图神经网络模型进行微调得到最优的权重值;

4) 网络全连接层(FC7)的输出即为三维模型最终学习到的多视图特征。

2.2 三维形状特征提取

在三维形状分析任务中, 特征描述符必须捕获哪些形状属性, 形状的哪些变换应保持不变, 这是构造或

选择特征描述符时的两个基本问题。由于 WKS 可以捕捉形状的内在特性, 在形状扰动下非常稳定, 这使得它非常适合于分析复杂形状, 但是 WKS 的显著缺点是对尺度变换的敏感性。对于给定形状 S 及其缩放形式 $S' = \beta S$, 新的特征值和特征函数满足 $\lambda' = \beta^2 \lambda$ 和 $\phi' = \beta \phi$ 。Aubry 等^[19]认为所有实验的参数都是固定的, 他们计算了 LB 算子的 $K=300$ 最小特征值, 并在 $m=100$ 的 e 值下进行了评估。根据经验, $e_{\max} = \log(\lambda_K) - 2\sigma$, $e_{\min} = \log(\lambda_1) + 2\sigma$, 那么 e 中的增量 δ 为 $(e_{\max} - e_{\min})/m$ 。同时, 方差 σ 设置为 7δ 。根据对数运算的性质, 有

$$\begin{cases} \text{WKS}'(x, \cdot): R \rightarrow R \\ \text{WKS}'(x, e) = C_e \sum_i \beta^2 \phi_i^2(x) \exp\left[\frac{-(e_i - \log \lambda_i)^2}{2\sigma^2}\right], C_e = \left\{ \sum_i \exp\left[\frac{-(e_i - \log \lambda_i)^2}{2\sigma^2}\right] \right\}^{-1}. \end{cases} \quad (2)$$

式(2)可以进一步简化, 将 S' 的签名 WKS' 与 S 的签名 WKS 相关联:

$$\begin{cases} \text{WKS}'(x, \cdot): R \rightarrow R \\ \text{WKS}'(x, e) = \beta^2 \cdot \text{WKS}(x, e) \end{cases} \quad (3)$$

为了克服 WKS 对尺度变换敏感的问题, 本研究采用基于特征值归一化方法的思想, 构造了尺度不变的 WKS。为实现尺度不变性, 本文需要考虑如何去除式(3)中的尺度因子 β^2 。首先, 给定一个紧凑的黎曼流形 M 和一个点 $x(x \in M)$, x 处的 GPS 被定义为无限维向量:

$$\text{GPS}(x) = \left[\frac{\phi_1(p)}{\sqrt{\lambda_1}}, \frac{\phi_2(p)}{\sqrt{\lambda_2}}, \frac{\phi_3(p)}{\sqrt{\lambda_3}}, \dots \right]. \quad (4)$$

当用基 $\{\phi_k\}_{k=1}^\infty$ 表示时, 它对应于 x 附近指示函数的重缩放系数向量。然后, 式(4)可以写成点 $x_1(x_1 \in M)$ 和 $x_2(x_2 \in M)$ 处的两个 GPS 签名的点积:

$$G(x_1, x_2) = \langle \text{GPS}(x_1), \text{GPS}(x_2) \rangle = \sum_{i=1}^\infty \frac{\phi_i(x_1)\phi_i(x_2)}{\lambda_i}. \quad (5)$$

此外, $G(x_1, x_2)$ 的值是尺度不变量, 即它不依赖于形状的全局尺度。最后, 尺度不变性正是本研究用特征值归一化尺度 WKS 的动机。也就是说, 在点 $x(x \in M)$ 处的尺度不变波核特征(SIWKS)可以表示为

$$\begin{cases} \text{SIWKS}(x, \cdot): R \rightarrow R \\ \text{SIWKS}(x, e) = C_e \sum_i \frac{\phi_i^2(x)}{\lambda_i} \exp\left[\frac{-(e_i - \log \lambda_i)^2}{2\sigma^2}\right], C_e = \left\{ \sum_i \exp\left[\frac{-(e_i - \log \lambda_i)^2}{2\sigma^2}\right] \right\}^{-1}. \end{cases} \quad (6)$$

2.3 特征融合

核典型相关分析(KCCA)算法是典型相关分析(CCA)算法的非线性扩展, 可以通过分析两组随机变量之间的统计相关性来进行特征融合^[27-28]。KCCA 算法能有效揭示两组变量之间的内在关系, 比 CCA 算法具有更好的特征融合和表示能力。KCCA 算法的基本原理是用核方法将两组随机变量映射到一个高维特征空间, 然后在高维特征空间中使用典型相关分析进行分析, 得到两组变量之间的非线性相关关系。设 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 和 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ 分别是颅骨多视图特征向量和颅骨三维形状特征向量; $X' = (x_1', x_2', \dots, x_n')^T$ 和 $Y' = (y_1', y_2', \dots, y_n')^T$ 分别是面皮多视图特征向量和面皮 3D 形状特征向量。KCCA

算法使用高维空间中的两个非线性映射来映射向量 X 和 Y , X' 和 Y' , 即

$$\begin{cases} \phi(X) = [\phi(x_1), \phi(x_2), \dots, \phi(x_n)] \\ \psi(Y) = [\psi(y_1), \psi(y_2), \dots, \psi(y_n)] \end{cases}, \quad (7)$$

$$\begin{cases} \phi(X') = [\phi(x_1'), \phi(x_2'), \dots, \phi(x_n')] \\ \psi(Y') = [\psi(y_1'), \psi(y_2'), \dots, \psi(y_n')] \end{cases} \quad (8)$$

假设用于颅骨特征融合的核函数为 k_x 和 k_y , 用于面皮特征融合的核函数为 $k_{x'}$ 和 $k_{y'}$, 那么颅骨和面皮的核矩阵可以分别表示为

$$\begin{cases} K_X = \phi^T(X)\phi(X) \\ K_Y = \psi^T(Y)\psi(Y) \end{cases}, \quad (9)$$

$$\begin{cases} K_{X'} = \phi^T(X')\phi(X') \\ K_{Y'} = \psi^T(Y')\psi(Y') \end{cases}, \quad (10)$$

式中: $(K_X)_{ij} = k_x(x_i, x_j)$; $(K_Y)_{ij} = k_y(y_i, y_j)$; $(K_{X'})_{ij} = k_x(x'_i, x'_j)$; $(K_{Y'})_{ij} = k_y(y'_i, y'_j)$ 。在高维空间中, KCCA 算法的目标是找到 α_ϕ 和 β_ψ , 使得 $\phi(X)$ 和 $\psi(Y)$ 的相关性 $\rho(\alpha_\phi, \beta_\psi)$ 最大化, 找到 α'_ϕ 和 β'_ψ , 使得 $\phi(X')$ 和 $\psi(Y')$ 的相关性 $\rho'(\alpha'_\phi, \beta'_\psi)$ 最大化。可以表示为

$$\rho(\alpha_\phi, \beta_\psi) = \frac{\alpha_\phi^T \phi(X)^T \psi(Y)^T \beta_\psi}{\sqrt{\alpha_\phi^T \phi(X) \phi(X)^T \alpha_\phi} \cdot \sqrt{\beta_\psi^T \psi(Y) \psi(Y)^T \beta_\psi}}, \quad (11)$$

$$\rho'(\alpha'_\phi, \beta'_\psi) = \frac{(\alpha'_\phi)^T \phi(X')^T \psi(Y')^T \beta'_\psi}{\sqrt{(\alpha'_\phi)^T \phi(X') \phi(X')^T \alpha'_\phi} \cdot \sqrt{(\beta'_\psi)^T \psi(Y') \psi(Y')^T \beta'_\psi}}. \quad (12)$$

在低维空间中, 若存在 $(\xi, \eta) \in \mathbb{R}$ 使得 $\alpha_\phi = \phi(X)\xi$ 且 $\beta_\psi = \psi(Y)\eta$, 存在 $(\xi', \eta') \in \mathbb{R}$ 使得 $\alpha'_\phi = \phi(X')\xi'$ 且 $\beta'_\psi = \psi(Y')\eta'$, 则可得

$$\rho(\xi, \eta) = \frac{\xi^T K_X K_Y \eta}{\sqrt{\xi^T K_X^2 \xi} \cdot \sqrt{\eta^T K_Y^2 \eta}}, \quad (13)$$

$$\rho'(\xi', \eta') = \frac{(\xi')^T K_{X'} K_{Y'} \eta'}{\sqrt{(\xi')^T K_{X'}^2 \xi'} \cdot \sqrt{(\eta')^T K_{Y'}^2 \eta'}}. \quad (14)$$

通过选择合适的核函数, 使用拉格朗日函数法最大化相关性 $\rho(\xi, \eta)$ 和 $\rho'(\xi', \eta')$ 来获得 ξ, η 和 ξ', η' 的最优解。最后, 使用以下等式获得颅骨和面皮的非线性相关特征向量:

$$\begin{cases} u = \xi K_X \\ v = \eta K_Y \end{cases} \quad (15)$$

$$\begin{cases} u' = \xi' K_{X'} \\ v' = \eta' K_{Y'} \end{cases} \quad (16)$$

式中: u 和 v 是颅骨相关融合特征的特征分量; u' 和 v' 是面皮相关融合特征的特征分量。

3 基于特征融合的颅骨身份识别方法

3.1 颅骨与面皮的相关性度量

在进行特征融合后, 定义颅骨和人脸之间的相关性度量。本研究以相关系数作为相关性度量计算指标, 通过计算两个向量的相关系数来度量颅骨和面皮之间的相关性。相关系数的值在区间 $[-1, 1]$ 内, 取绝对值作为相似性度量: 相关系数越接近于 1, 颅骨和面皮的相关性越高, 颅骨和面皮的匹配分数越高; 当余弦距离为 1 时, 颅骨和面皮属于同一个个体。对于一个未知颅骨, 计算未知颅骨与库中每个面皮的相关系数, 匹配分数最高 (即相关系数值最大) 的面皮就是识别结果。基于第 2.3 节介绍的方法得到颅骨特征向量 F_{skull} 和面皮特征向量 $F_{\text{face}}, F_{\text{skull}} = (u, v)$, $F_{\text{face}} = (u', v')$, 颅骨和面皮之间的匹配程度的表达式为

$$r(F_{\text{skull}}, F_{\text{face}}) = \frac{\sum_{i=1}^n (F_{\text{skull } i} - \bar{F}_{\text{skull}})(F_{\text{face } i} - \bar{F}_{\text{face}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (F_{\text{skull } i} - \bar{F}_{\text{skull}})^2 \sum_{i=1}^n (F_{\text{face } i} - \bar{F}_{\text{face}})^2}}. \quad (17)$$

相关系数 $r(F_{\text{skull}}, F_{\text{face}})$ 满足以下性质: 1) 非负性, $r(F_{\text{skull}}, F_{\text{face}}) \geq 0$; 2) 对称性, $r(F_{\text{skull}}, F_{\text{face}}) = r(F_{\text{face}}, F_{\text{skull}})$ 。

3.2 基于特征融合的颅骨身份识别方法

基于特征融合的颅骨识别的目的是从三维面皮库中找到一个与未知颅骨最可能匹配的面皮。因此, 需要计算未知颅骨和库中每个三维面皮之间的匹配分数。所提基于特征融合的颅骨识别方法主要包括 3 个过程: 特征提取、特征融合和相关性度量 (即匹配分数的计算)。该方法的具体步骤如下:

1) 对颅骨和面皮采用基于双谐波距离的 LS-MDS 算法计算标准形;

2) 对标准颅骨模型和标准面皮获取多个不同视图的投影深度图像;

3) 采用改进的多视图神经网络提取图像特征并将不同视图中的信息合成为单个紧凑的多视图特征;

4) 为了实现尺度不变性, 基于特征值归一化方法的思想对波核特征进行改进, 计算每个顶点的尺度不变波核特征, 构造颅骨和面皮三维模型的多能量形状分布;

5) 采用核典型相关分析算法分别对颅骨的多视图特征与三维形状特征和面皮的多视图特征和三维形状特征进行融合, 得到可以表征颅骨和面皮的内蕴特征向量;

6) 计算颅骨特征向量和面皮特征向量的相关系数, 相关系数越接近于 1, 颅骨和面皮的相关性越高, 颅骨和面皮的匹配分数越高。

对于一个未知颅骨, 计算未知颅骨与库中每个面皮的相关系数, 匹配分数最高的面皮就是最终的识别结果。

4 实验结果与分析

4.1 数据库

本研究所有颅骨和面皮样本均来自西北大学可视化技术研究所, 数据采集时首先通过使用西门子多排探测器螺旋 CT 机获得颅面 CT 图像, 然后对 CT 图像进行三维建模得到颅面模型。颅骨和面皮三维模型重建过程由课题组自主开发的颅面重构程序实现。数据采集过程中, 志愿者仰卧, 双手自然下垂, 双脚并拢, 头部不倾斜。以轴位螺旋方式扫描, 重建厚度为 0.75 mm。所有样本采集的数据以标准 DICOM 3.0 图像的形式存储, 层间切片分辨率为 512×512 。

在颅骨和面皮 CT 阶段时, 已经对图像进行去噪、去冗余, 但是有些噪声或冗余信息采用图像处理算法是无法彻底消除的。因此, 在重构完成之后, 还需要进一步对重构的三维模型进行处理。对重构模型进行去

噪和简化两个操作后,可以得到干净的、数据量小但能保留数据细节特征和几何形状的颅骨和面皮三维模型,所有颅面数据保存为 OBJ 格式,颅骨包括约 220000 个顶点,面皮包括约 150000 个顶点。另外,还需要对颅骨和面皮进行坐标校正和尺度归一化处理操作^[29]。本研究使用的实验样本数据为 280 套,每一套

样本包含一个完整的颅骨三维模型和一个完整的面皮三维模型,所有模型均已进行预处理操作。实验数据按 7:3 的比例划分为训练集和测试集。颅面数据库中部分样本示例如图 4 所示。实验环境为 NVIDIA GeForce RTX 2080Ti GPU、内存 28 GB 电脑,Ubuntu 18.0.4 操作系统。

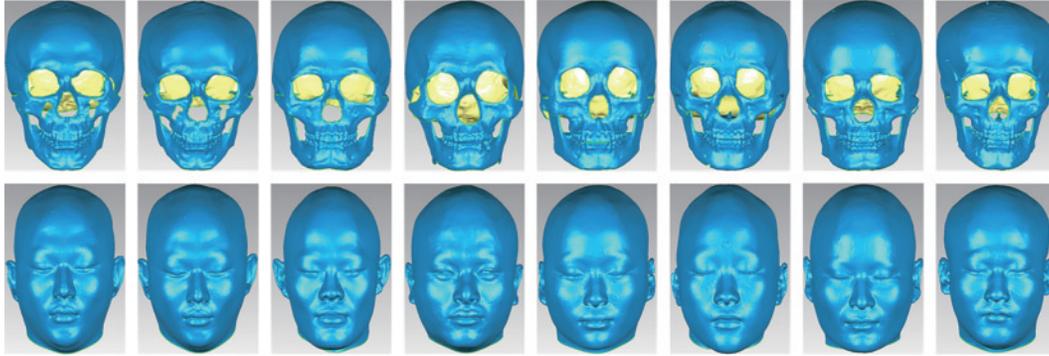


图 4 部分颅骨和面皮样本示例

Fig. 4 Examples of partial skull and face samples

4.2 基于双谐波距离的 LS-MDS 算法的效率分析

为了评估基于双谐波距离的 LS-MDS 算法的计算效率,比较了基于测地距离的 LS-MDS 算法和基于双谐波距离的 LS-MDS 算法的计算量。以颅骨和面皮模型为实验对象,比较了不同采样点数下的采样操

作和距离矩阵计算的耗时。测地距离的详细计算方法可以在文献[20]中找到,双调和距离的详细计算方法可以在文献[21]中找到。两种算法的实验统计结果如表 1 所示。

表 1 颅骨和面皮模型在不同采样点数下的采样操作和距离矩阵计算的耗时

Table 1 Time consuming of sampling operation and distance matrix calculation of skull and facial model under different sampling points unit: s

Number of sampling points		2000	4000	6000	8000	10000
Skull	Sampling time	29.719	57.792	86.441	115.869	176.357
	Geometric distance	23.167	102.374	237.072	415.626	574.989
	Biharmonic distance	1.064	2.395	11.833	23.254	43.152
Face	Sampling time	34.224	67.556	100.859	127.433	204.613
	Geometric distance	24.866	108.918	252.316	445.771	611.438
	Biharmonic distance	1.118	2.502	12.360	24.435	45.079

从表 1 可以看出:采样时间和计算距离矩阵的时间均随着采样点数的增加而增加;随着采样点数的增加,测地距离矩阵的计算时间比双谐波距离矩阵的计算时间增加得快得多;在相同采样点数时,测地距离矩阵的计算时间远远大于双谐波距离矩阵的计算时间。因此,与基于测地距离的 LS-MDS 算法相比,基于双谐波距离的 LS-MDS 算法可以有效降低计算算法的时间复杂度。

4.3 消融实验分析

在第 4.2 小节中,对基于测地距离的 LS-MDS 算法和基于双谐波距离的 LS-MDS 算法的效率进行了对比实验分析。本小节对两种算法的识别性能进行对比分析,同时也对所提基于学习的池化融合方法的优越性进行验证,设计了 6 组实验:1)基于测地距离的

LS-MDS 算法和基于平均池化的多视图神经网络用于多视图特征提取,并融合三维形状特征进行识别,记为 Geodesic distance+Mean-based MVCNN;2)基于测地距离的 LS-MDS 算法和基于最大池化的多视图神经网络用于多视图特征提取,并融合三维形状特征进行识别,记为 Geodesic distance+Max-based MVCNN;3)基于测地距离的 LS-MDS 算法和基于池化融合的多视图神经网络用于多视图特征提取,并融合三维形状特征进行识别,记为 Geodesic distance+LMPF-based MVCNN;4)基于双谐波距离的 LS-MDS 算法和基于平均池化的多视图神经网络用于多视图特征提取,并融合三维形状特征进行识别,记为 Biharmonic distance+Mean-based MVCNN;5)基于双谐波距离的 LS-MDS 算法和基于最大池化的多视图神经网络用于

多视图特征提取,并融合三维形状特征进行识别,记为 Biharmonic distance+Max-based MVCNN;6)基于双谐波距离的 LS-MDS 算法和基于池化融合的多视图神经网络用于多视图特征提取,并融合三维形状特征进行识别,记为 Biharmonic distance+LMPF-based MVCNN。6 组实验的结果如表 2 所示。

表 2 6 组实验的正确识别率结果

Table 2 Correct recognition rate results of six groups of experiments unit: %

Method	Correct recognition rate
Geodesic distance+Mean-based MVCNN	91.4
Geodesic distance+Max-based MVCNN	91.8
Geodesic distance+LMPF-based MVCNN	93.6
Biharmonic distance+Mean-based MVCNN	92.1
Biharmonic distance+Max-based MVCNN	93.2
Biharmonic distance+LMPF-based MVCNN	95.4

从表 2 可以看出:当池化方法相同时,基于双谐波距离的 LS-MDS 算法用于视图特征提取时,最后的识别效果要优于基于测地距离的 LS-MDS 算法;当距离度量相同时,池化融合方法的识别效果最优,最大池化方法次之,平均池化方法最差。因此,所提池化融合方法是有效的,基于双谐波距离的 LS-MDS 算法也是有效的,它们都能较好地提高正确识别结果。

在三维形状特征提取过程中,为了实现尺度不变性,对波核特征进行了改进,因此设计了两组实验对波

核特征和尺度不变波核特征的识别结果进行比较。两组实验均结合了多视图特征,并使用基于 KCCA 方法进行特征融合。两组实验的结果如表 3 所示。

表 3 波核特征和尺度不变波核特征的正确识别率结果

Table 3 Correct recognition rate results of wave kernel features and scale invariant wave kernel features

Feature	Wave kernel feature	Scale invariant wave kernel feature
Correct recognition rate / %	93.9	95.4

从表 3 可以看出,尺度不变波核特征的识别结果要优于波核特征,说明所提改进是有效的。由于尺度不变波核特征的形状特征值记录了形状非刚性变形信息,将这些信息合并到描述符中,使其更具有区分性。

4.4 基于核典型相关分析的不同核函数的识别结果

为了比较基于不同核函数的融合方法的有效性,设计了 5 种不同融合方式对颌面数据集进行实验:1)仅使用颅骨和面皮的多视图特征进行识别;2)仅使用颅骨和面皮的三维形状特征进行识别;3)使用基于径向基(RBF)核函数的 KCCA 方法融合多视图特征和三维形状特征进行识别;4)使用基于多项式核函数的 KCCA 方法融合多视图特征和三维形状特征进行识别;5)使用基于指数核函数的 KCCA 方法融合多视图特征和三维形状特征进行识别。5 种方式的识别结果如表 4 所示。

表 4 不同核函数的识别结果

Table 4 Recognition results of different kernel functions

Method	Multi-view feature	3D shape feature	RBF kernel function	Polynomial kernel function	Exponential kernel function
Correct recognition rate / %	92.8	91.4	87.8	89.3	95.4

从表 4 可以看出,使用颅骨和面皮的多视图特征进行识别时要优于使用颅骨和面皮的三维形状特征进行识别,说明多视图特征比三维形状特征包含更多的有效信息。使用不同核函数的 KCCA 方法进行特征融合时,可以获得不同的识别结果。使用指数核函数的正确识别率最优,多项式核函数的正确识别率次之,RBF 核函数的正确识别率最差。这是由于基于指数核函数的 KCCA 方法进行特征融合过程时可以充分利用两种特征之间潜在的非线性相关信息。

4.5 视图个数对识别结果的影响

在提取颅骨和面皮的视图特征时,获取了颅骨和面皮不同视角下的 20 个视图,其中顶面 1 个、底面 1 个和侧面 18 个。为了验证不同视图个数的识别结果以及顶面视图和底面视图对识别任务是否有效,将视图

个数分别设置为 4、8、12、16、18、20,6 组实验的识别结果如表 5 所示。视图个数为 20 时表示使用全部视图,视图个数为 18 时表示仅使用侧面视图,目的在于验证顶面视图和底面视图对识别任务是否有效,视图个数为 4、8、12、16 时表示在全部视图中随机选择部分视图用于识别。

表 5 不同视图个数的识别结果

Table 5 Recognition results of the number of different views

Number of views	4	8	12	16	18	20
Correct recognition rate / %	63.8	78.4	86.7	92.6	93.4	95.4

从表 5 可以看出,视图个数为 20(即全部视图)时,所提方法的识别效果最好。与全部视图相比,视图个数为 18 时,即不使用顶面视图和底面视图的情况,其正确识别率低于全部视图的正确率,这说明顶面视图

和底面视图对于颅骨识别任务是有效的。另外,随着视图个数的增加,正确识别率也越好,这是由于视图越多其包含的模型信息越丰富。

4.6 不同识别方法的识别结果比较

为了评估所提方法的性能,将其与一些经典的识别方法和新的识别方法在颅面数据集上进行对比了实

验,对比方法包括文献[30]方法、文献[31]方法、文献[15]方法和文献[32]方法,其中文献[30]方法和文献[31]方法为二维颅骨识别方法,文献[15]方法和文献[32]方法为三维颅骨识别方法。对比方法使用作者发布的代码和建议的参数进行实验。5种方法的识别结果如表6所示。

表6 不同方法的识别结果

Table 6 Recognition results of different methods

Method	Method of reference [30]	Method of reference [31]	Method of reference [15]	Method of reference [32]	Proposed method
Correct recognition rate / %	88.6	91.4	93.8	95.2	95.4

从表6可以看出:所提方法的正确识别率是最优的;三维识别方法的识别结果优于二维识别方法。二维主成分分析和小波分析的识别方法,在提取颅骨和面皮图像过程中会丢失关键信息,而三维识别方法提取颅骨和面皮之间的内在关系,这种本质关系是颅骨身份确定的重要基础。所提方法是二维和三维的结合,具有特征互补优势,因此识别率更好。

5 结 论

提出一种多视图特征和尺度不变波核特征融合的颅骨身份识别方法,将颅骨身份识别问题转化为三维颅骨和三维人脸匹配问题,通过度量三维颅骨和三维人脸内蕴特征的相关性实现识别。首先,采用基于双谐波距离的LS-MDS算法计算3D颅骨模型和3D面皮模型的标准形,获取颅骨和面皮不同视图下的投影深度图像,使用基于池化融合的多视图卷积神经网络学习多视图特征;其次,为了解决波核特征对尺度变换敏感的问题,根据特征值归一化思想去除波核特征中的尺度因子,提取颅骨和面皮每个顶点的尺度不变波核特征描述子,得到颅骨和面皮的三维形状特征;然后,采用基于指数核函数的典型相关分析方法对颅骨和面皮的多视图特征和形状特征进行融合,得到颅骨和面皮的特征向量;最后,通过计算两个向量的相关系数来度量颅骨和面皮之间的相关性实现识别。实验结果表明:所提池化融合方法、基于双谐波距离的LS-MDS算法和尺度不变波核特征都是有效的,它们都能较好地提高正确识别结果。尽管尺度不变波核特征在颅骨识别问题中表现出较好的性能,并且对全局尺度有很好的不变性,但对局部尺度变换却不是很好。这是由于形状的特征值描述了全局属性,但不能拉伸或收缩形状表面的局部弹性变形。因此,下一步将结合基于局部的方法或基于傅里叶变换的方法提高算法通用性。

参 考 文 献

[1] Brinkmann B. Forensic anthropology[J]. International Journal of Legal Medicine, 2007, 121(6): 431-432.

[2] Damas S, Cordon O, Ibanez O, et al. Forensic identification by computer-aided craniofacial superimposition: a survey[J]. ACM Computing Surveys, 2011, 43(4): 27.

[3] Hu Y L, Duan F Q, Yin B C, et al. A hierarchical dense deformable model for 3D face reconstruction from skull [J]. Multimedia Tools and Applications, 2013, 64(2): 345-364.

[4] Jain A K, Pankanti S, Prabhakar S, et al. Biometrics: a grand challenge[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, August 26, 2004, Cambridge, UK. New York: IEEE Press, 2004: 935-942.

[5] 赵文彬, 杨福增, 张艳宁. 基于Radon变换的颅骨多分辨率身份识别[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(21): 242-245.

Zhao W B, Yang F Z, Zhang Y N. Radon transform-based skull identification with multi-resolution[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(21): 242-245.

[6] 赵文彬, 杨福增, 张艳宁. 基于多项式拟合的颅骨特征识别[J]. 北京生物医学工程, 2007, 26(5): 454-457, 484.

Zhao W B, Yang F Z. Skull recognition with polynomial fitting contour[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2007, 26(5): 454-457, 484.

[7] 赵文彬, 谢晓薇, 杨福增, 等. 基于二次有理Bezier曲线拟合的颅骨识别技术研究[J]. 生物医学工程杂志, 2008, 25(2): 280-284.

Zhao W B, Xie X W, Yang F Z, et al. On skull recognition of quadratic rational Bezier curve fitting[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2008, 25(2): 280-284.

[8] 赵文彬, 杨福增, 张艳宁. 基于小波分析的颅骨复合特征计算与识别[J]. 生物医学工程杂志, 2008, 25(5): 1034-1038.

Zhao W B, Yang F Z, Zhang Y N. Wavelet-based skull contour identification[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2008, 25(5): 1034-1038.

[9] 孔姗姗, 曹茂永, 陈惠宁, 等. 基于极半径不变矩的CT重建颅骨识别研究[C]//第五届全国信号与信息处理联合学术会议暨陕西省生物医学工程学会2006年学术会议集. 北京: 中国生物医学工程学会, 2006: 290-293.

Kong S S, Cao M Y, Chen H N, et al. Investigation of skull identification use CT reconstructive image based on Polar-Radius-Invariant-Moment[C]//The Fifth National Joint Academic Conference on Signal and Information

- Processing and the 2006 Academic Conference of Shaanxi Provincial Biomedical Engineering Society. Beijing: Chinese Society of Biomedical Engineering, 2006: 290-293.
- [10] 杨昆, 王英元, 孙俊红, 等. 二维条码技术编码颅顶矢状缝曲线的身份识别系统[J]. 中国当代医药, 2011, 18(11): 144-145.
- Yang K, Wang Y Y, Sun J H, et al. Personal identification system two-dimensional bar code technology coding parietal sagittal suture[J]. China Modern Medicine, 2011, 18(11): 144-145.
- [11] Zhang Y F, Xu S C, Sun N L. Skull recognition based on Embedded Hidden Markov models[C]//2008 7th World Congress on Intelligent Control and Automation, June 25-27, 2008, Chongqing, China. New York: IEEE Press, 2008: 1153-1158.
- [12] Cao M Y, Che X B, Sun N L, et al. Features of central projection average difference function for skull recognition [C]//2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference, January 17-18, 2006, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2005: 6399-6402.
- [13] Alanazi H O, Zaidan B B, Zaidan A A. 3skull recognition using D 3D matching technique[EB/OL]. (2010-01-20)[2022-02-04]. <https://arxiv.org/abs/1001.3502>.
- [14] Hameed S A, Zaidan B B, Zaidan A A, et al. An accurate method to obtain bio-metric measurements for three dimensional skull[J]. Journal of Applied Sciences, 2010, 10(2): 145-150.
- [15] Duan F Q, Yang Y C, Li Y, et al. Skull identification via correlation measure between skull and face shape[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2014, 9(8): 1322-1332.
- [16] Sun J, Ovsjanikov M, Guibas L. A concise and provably informative multi-scale signature based on heat diffusion [J]. Computer Graphics Forum, 2009, 28(5): 1383-1392.
- [17] Bronstein M M, Kokkinos I. Scale-invariant heat kernel signatures for non-rigid shape recognition[C]//2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 13-18, 2010, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE Press, 2010: 1704-1711.
- [18] Raviv D, Bronstein M M, Bronstein A M, et al. Volumetric heat kernel signatures[C]//3DOR '10: Proceedings of the ACM workshop on 3D object retrieval, October 25, 2011, Firenze, Italy. New York: ACM Press, 2010: 39-44.
- [19] Aubry M, Schlickewei U, Cremers D. The wave kernel signature: a quantum mechanical approach to shape analysis[C]//2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 1626-1633.
- [20] Elad A, Kimmel R. On bending invariant signatures for surfaces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(10): 1285-1295.
- [21] Lipman Y, Rustamov R M, Funkhouser T A. Biharmonic distance[J]. ACM Transactions on Graphics, 2010, 29(3): 27.
- [22] Yi Y H, Yang B J, Zhang Z Z, et al. Biharmonic distance and performance of second-order consensus networks with stochastic disturbances[C]//2018 Annual American Control Conference (ACC), June 27-29, 2018, Milwaukee, WI, USA. New York: IEEE Press, 2018: 4943-4950.
- [23] Carsten M, Neil D. Fast marching farthest point sampling: UCAM-CL-TR-562[R]. Cambridge: University of Cambridge, 2003: 562.
- [24] Borg I, Groenen P. Modern multidimensional scaling: theory and applications[J]. Journal of Educational Measurement, 2003, 40(3): 277-280.
- [25] Park I K, Lee K M, Lee S U. Efficient measurement of shape dissimilarity between 3D models using Z-buffer and surface roving method[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2002, 2002(10): 1-8.
- [26] Su H, Maji S, Kalogerakis E, et al. Multi-view convolutional neural networks for 3D shape recognition [C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision, December 7-13, 2015, Santiago, Chile. New York: IEEE Press, 2015: 945-953.
- [27] Hardoon D R, Szedmak S, Shawe-Taylor J. Canonical correlation analysis: an overview with application to learning methods[J]. Neural Computation, 2004, 16(12): 2639-2664.
- [28] Andrew G, Arora R, Bilmes J, et al. Deep canonical correlation analysis[C]//30th International Conference on Machine Learning, ICML 2013, June 16-21, 2013, Atlanta, GA, USA. Cambridge: JMLR, 2013: 2284-2292.
- [29] Yang W, Liu X N, Zhu F, et al. Determination of sex discriminant function analysis in Chinese human skulls [M]//Zhou J, Wang Y H, Sun Z A, et al. Biometric recognition. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2018, 10966: 589-598.
- [30] 熊泽本. 基于 2DPCA 的颅骨识别研究[J]. 泰山学院学报, 2012, 34(3): 48-53.
- Xiong Z B. Study on skull recognition based on 2DPCA [J]. Journal of Taishan University, 2012, 34(3): 48-53.
- [31] 马振涛. 颅骨身份识别技术的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.
- Ma Z T. Research on technology of skull identification [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2012.
- [32] 周明全, 杨稳, 林芃樾, 等. 基于最小二乘正则相关性分析的颅骨身份识别[J]. 光学精密工程, 2021, 29(1): 201-210.
- Zhou M Q, Yang W, Lin P Y, et al. Skull identification based on least square canonical correlation analysis[J]. Optics and Precision Engineering, 2021, 29(1): 201-210.