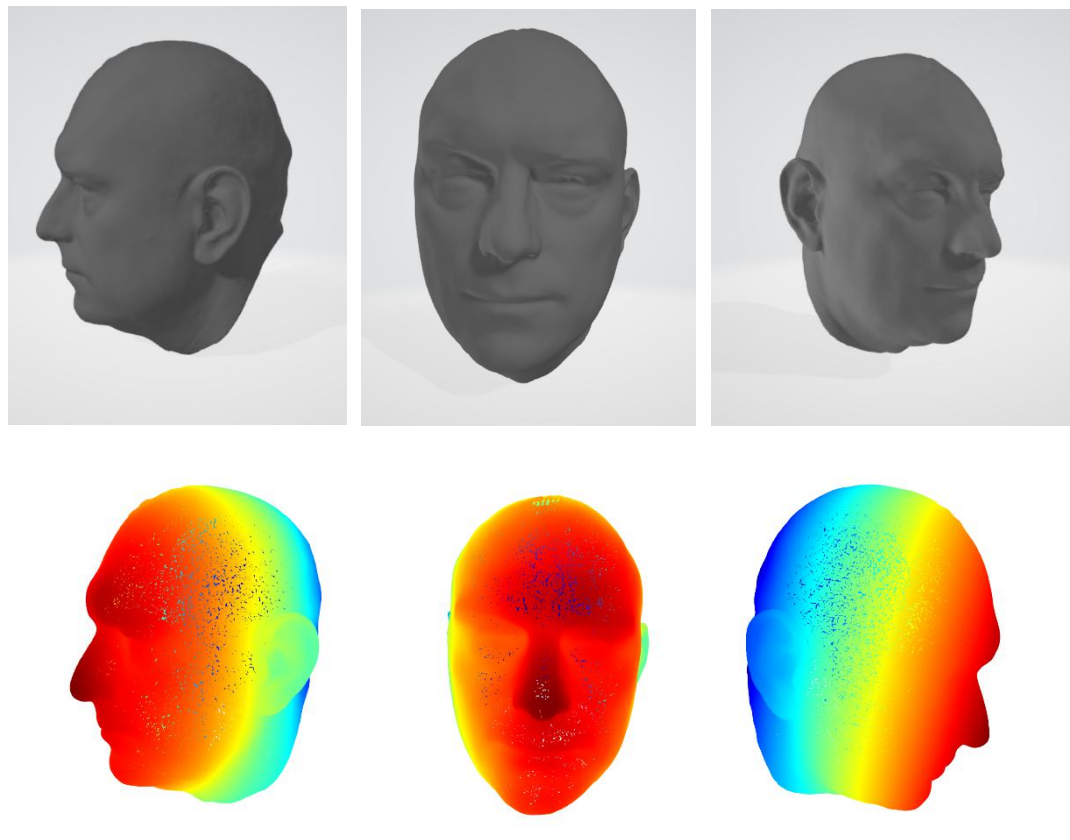


5.1 图像与点云数据的转换

对于人脸的 3D 图像可以将其转化为点云数据来获取其三维数据坐标，点云数据除了具有几何位置以外，有的还有颜色信息。颜色信息通常是通过相机获取彩色影像，然后将对应位置的像素的颜色信息（RGB）赋予点云中对应的点。强度信息的获取是激光扫描仪接收装置采集到的回波强度，此强度信息与目标的表面材质、粗糙度、入射角方向，以及仪器的发射能量，激光波长有关。图像化点云数据可以用 Python 中的 open3d 的库实现，其具体步骤为读取 ply 文件->获取点云数据->点云数据可视化，具体实现和部分点云坐标如下：



(3d 图片来自 <https://www.artec3d.cn/>)

点云数据：

```
[ [ 52.87508774 -54.17658997 -125.87815094]
  [ 46.08423233 -91.63732147 -100.56218719]
  [ 74.31648254 -59.60414886 -78.06297302]
  ...
  [ -57.23212051 41.98659134 -106.23712921]
  [ -13.45751858 120.97454071 -156.76644897]
  [ -12.99908924 121.86612701 -156.56307983]]
```

维数：(150002,3)

5.2 点云数据的配准

三维点云数据是一种新的三维集合表现形式，不仅包含物体的几何拓扑信息，同时还具有较高的精简性和灵活性，因此逐渐成为三维重建、医学研究、逆向研究、文物复原等领域中常见的处理对象，与之相关的点云处理技术也成为近年研

究的热门课题。

三维点云处理技术包含许多方面，如点云滤波、点云特征提取、点云配准、点云分割、表面重建等。点云配准是其中的关键技术之一，它的实质就是将不同坐标参考系下的点云数据通过旋转、平移等变换转移到同一坐标参考系下，实现点云数据之间的互补，得到几何拓扑信息更加完整的点云数据。

在人脸识别过程中，摄像头的角度是相对固定的，但是人脸不是固定的。实际上，当人脸角度和采集的角度比较一致（角度较小的偏转）时，才有较精确的结果。

①不同角度上采集的点集

(1) 确定人脸坐标

对于测试数据库 GAVAB3D，人脸相对于摄像机的偏转角度不大，鼻尖的位置其 Z 坐标值最小，因此可以 Z 坐标值最小的点为鼻尖的位置，取以其为中心，设定半径 $r = 900 \text{ mm}$ 的球与人脸表面数据的交集作为人脸感兴趣区域，切割后的模型是椭圆形的人脸区域它包括了完整的眼睛、鼻子、嘴等人脸表面的特征。如图所示：

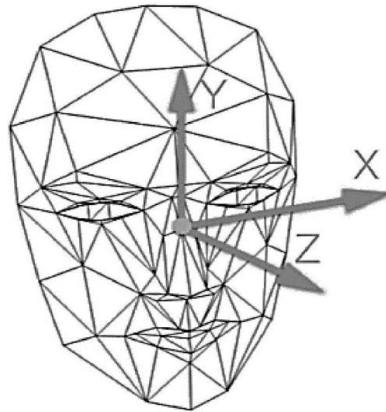


表 1 人脸坐标系示意图

(2) 人脸的姿态矫正

人脸姿态在采集的过程中可能出现不同程度的偏转，这样的差别对最终人脸识别的效果会造成不利的影响。为了使不同的模型更加规范化，需要对人脸模型进行较准。对人脸区域的点云数据 S_m 做如下变换，算法描述如下：

$$O_m = \frac{\sum_{i=1}^{N_m} P_i}{N_m}$$

$$C_{cov} = \frac{\sum_{i=1}^{N_m} P_i (P_i - O_m) (P_i - O_m)^T}{N_m}$$

$$A = \begin{pmatrix} v_2^x & v_2^y & v_2^z \\ v_1^x & v_1^y & v_1^z \\ v_3^x & v_3^y & v_3^z \end{pmatrix}$$

$$P_i' \leftarrow A * (P_i - O_m)$$

其中， O_m 是人脸点云 S_m 的中心； $P \in S_m$ ； N_m 是 S_m 的数目； C_{cov} 是 S_m 的协方差矩阵； $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$ 以及 v_1, v_2, v_3 是 C_{cov} 的 3 个特征值及对应的

特征向量， P' 是校正后的点。

由于人脸在采集的时候有一定的偏转因此鼻尖初步的定位不是很精确校正以后人脸拥有一个接近正面的姿态因此可以再次精确定位鼻尖的位置重新选取感兴趣的区域作为研究对象设定的半径要比初定位的时候（90mm）小一点。

②旋转坐标使点集配置在任意正面人脸图像上

ICP 算法对于初始位置距离相对较远的两片点云的配准误差较大，因此本文借助于旋转平台，每当旋转平台转过 10° 时，获得一个点云数据。本实验采集了 0° 到 50° 共连续六片的点云，并用 M_i 表示，其中 $i=0, 1, 2, 3, 4, 5$ 。由于 0° 和 50° 的两片点云的重叠程度并不高，将这两片点云用 ICP 算法直接配准，易出现错误的配准结果。故采取如下全局配准策略：

$$R = R_1 \cdot R_2 \cdot \dots \cdot R_{i+1}, T = T_1 \cdot T_2 \cdot \dots \cdot T_{i+1},$$

其中，旋转矩阵 R_{i+1} ，平移向量 T_{i+1} 表示在其作用下将第 $i+1$ 片点云变换到第 i 片点云的坐标下。 M_0 表示 0° 视角下采集到的数据，将该角度作为需要统一到角度，在变换关系作用下能够将所有数据都配准到 0° 视角下。

5.3 人脸特征提取

①全局特征与局部特征

结合了人脸图像的全局特征（外型轮廓等）和局部特征（五官分布等）来进行图像识别，对两者得到的特征特征向量进行加权化融合处理。对于采集的图像利用 pca 和 Gabor+pca 提取特征向量，得到的特征矩阵到它们各自的训练样本矩阵的欧式距离记为 d_1, d_2 。记人脸识别欧式距离为 d, w 为人脸识别过程中全局特征占据的比重。 $d=wd_1+(1-w)d_2$ 。权值是通过实验得到。

②基于 PCA 的人脸特征提取

主成分分析（PCA）法是用特征向量对样本数据进行分析，将高维特征向量通过特征向量矩阵转变为低维向量，取出一些次要信息，保留主要信息。PCA 是以 K-L 变换为基础的统计方法，通过 K-L 变换可以快速实现对特征空间降维。

假设人脸图像的大小为 $S \times S$ 像素，然后将图像视为一个 $S \times S$ 的矩阵，人脸数据库中 N 张人脸图像，表示为 x_1, x_2, \dots, x_N ，然后计算这 N 张人脸图像的平均值向量：

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

每张人脸图像与平均值向量的偏差向量为：

$$y_i = x_i - \bar{x}$$

再得到样本集的协方差矩阵：

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i^T y_i$$

然后计算 C 的特征值 λ 与特征向量 z ，再将特征值进行排序，选取符合要求的特征值相对应的特征向量，并将这些特征向量作为特征脸向量空间 W ，再将人脸数据库投影到特征脸向量空间，得到投影。

将需要识别的人脸图像投影到特征脸子空间，然后与人脸数据库在特征脸子

空间上的投影进行比较，从而可以进行人脸识别。

③利用 ICA 进行人脸识别：

基本思想：用一系列基函数来表示随机变量，假设它的各成分之间是尽可能独立的。

利用 ICA 算法进行人脸识别，N 张人脸图像可以看作为统计独立的基影像 S 和可逆混合矩阵 A 的线性组合： $X = AS$ ，ICA 算法的目的就是找出混合矩阵 A 或者分离矩阵 W，使其满足下式： $I = WX = WAS$ ， $A = W^{-1}$ 。

式中，I 为独立统计基影像 S 的估计。因此，ICA 人脸识别就是根据输入影像求出混合矩阵 A 或者分离矩阵 W，使用 HYVARINEN 给出的快速固定点算法；利用迭代递归方法求 W。N 张人脸图像在独立基影像子空间上的投影

为： $P = SX^T$ ，对于测试集中的任一影像 X_i ，将其投影到独立基影像子空间，

然后使用余弦距离式 $P_1 = W(X_i - \bar{X})^T$ ， $d(P, P_1) = \frac{P \cdot P_1}{\|P\| \cdot \|P_1\|}$ ，与 N 张人脸图像在独

立基影像子空间上的投影进行比较，即可实现人脸识别，其中 $P_1 = S(X_i - \bar{X})^T$

N 张人脸图像中的任一人脸影像可以通过独立基影像重建。

相较于 PCA 方法，ICA 方法不再限制于沿数据方差最大方向寻找的轴要相互正交，它的轴沿最大统计相关方向

5.4 拟解决的问题

拟解决的问题

实现多角度多模态多层次的人脸识别，进一步提高人脸识别成功率。