Estimating 3D Human Shapes from Measurements阅读笔记

训练模型

在PCA空间中，每个三维网格X_i都由一个向量W_i表示，通过特征分析可以得到一个线性映射关系,给定一个新的测量值就可以得到对应的网格在PCA中的权重：

$$W_{new} = BP_{new} \tag{1}$$

对于每个训练集里的网格X_i进行特征分析，可以得到一个平均模型 μ 和矩阵A。有了这两个参数就可以通过一个新的模型的权重W_{new}求出对应的模型X_{new}：

$$X_{new} = AW_{new} + \mu \tag{2}$$

由公式（1）（2）给定测量值P_{new}就可以得到对应的人体模型：

$$X_{new} = ABP_{new} + \mu \tag{3}$$

模型微调

算法总体流程

已知通过学习方法获取的一个初始模型$X_{new}^{init} \Rightarrow$ 将W看做关于X_{new}^{init}的函数：$W_{new} = A^{+}(X_{new}^{init} - \mu)$，通过优化$X_{new}^{init}$生成更优的$W_{new}$$\Rightarrow$将$W_{new}$带入回归模型得到新的初始模型$X_{new}^{pca} = AW_{new} + \mu$$\Rightarrow$对$X_{new}^{pca}$进行相同的尺寸优化，但是要加上保形能量项$E = (1-\lambda)E_m + \lambda E_s$,得到最终结果$X_{new}$

算法细节

测量的数据分为三类，欧式距离值，测地距离值和围长值，对于每个待求的网格X_i，在网格上对应的求出的数据尽量和真实值保持一致，这就是一个最小化能量函数的问题

$$E_e = \sum_{d \in \mathcal{D}} \left((\mathbf{p_i} - \mathbf{p_j})^2 - (l_t(d))^2 \right)^2$$

$$E_g = \sum_{e \in \mathcal{P}} \left((\mathbf{p}_k - \mathbf{p}_l)^2 - (l_t(e))^2 \right)^2$$

$$E_c = \sum_{e \in \mathcal{C}} \left((\mathbf{q}_i - \mathbf{q_j})^2 - (l_t(e))^2 \right)^2 = \sum_{e \in \mathcal{C}} \left((\alpha(\mathbf{p}_n - \mathbf{p_m}) + \mathbf{p}_m - \beta(\mathbf{p_g} - \mathbf{p}$$

其中p是顶点坐标向量，q是切平面与网格上三角面片的边的交点坐标向量。$l_t(d)$是实际测量线段的长度，$l_t(e)$是实际测量的围长，欧式距离就是两点坐标的直线距离直接计算就可以，而测地距离和围长是多个顶点距离之和，每一段的逼近长度需要单独计算出来。假定变形前后长度比例不变，可以通过下式算出逼近的长度：

$$l_t(d) = \frac{l_t(P)}{l_g(P)} l_g(e)$$

$$l_t(e) = \frac{l_t(C)}{l_g(C)} l_g(e)$$

在模型预测部分我们知道，只要给定一个全新的降维后的主成分W_{new}，就可以带入线性回归模型$X_{new} = AW_{new} + \mu$，得到一个全新的模型。那么接下来目标就是，如何获得一个更准确的W_{new}。我们知道$W_{new} = A^{+}(X_{new}^{init} - \mu)$,所以可以从如何获取一个比较好的$X_{new}^{init}$着手。

- Minimization with respect to W_{new}
  X_{new}^{init}可以通过学习的方法算出一个初始的模型，通过对三类尺寸的优化获得更精确的模型。优化方法采用拟牛顿法，需要对方程求导：$\nabla_{W_{new}} E = A^{+} \nabla_{p_i} E$

$$\nabla_{\mathrm{pi}} E_e = \sum_{d \in D(p_i)} 4\left(\left(\mathbf{p_i} - \mathbf{p_j}\right)^2 - \left(l_t(d)\right)^2\right)\left(\mathbf{p_i} - \mathbf{p_j}\right)$$

$$\nabla_{\mathrm{pi}} E_g = \sum_{e \in P(p_i)} 4\left(\left(\mathbf{p_k} - \mathbf{p_l}\right)^2 - \left(l_t(e)\right)^2\right)\left(\mathbf{p_k} - \mathbf{p_l}\right)$$

$$\nabla_{\mathrm{pi}} E_c = *$$

优化欧式距离时，可以直接对p_i求导，优化测地距离时，用的是最短路径，也就是路径顶点之间距离之和，所以也可以直接对p_i求导，而优化围长时，围长与网格的交点不一定是网格顶点，所以不能直接求导。但是交点仍然可以用其所在边的两个端点来线性表示它。所以通过转换后仍然可以对p_i求导。

计算出新的W_{new}后就可以通过线性回归模型得到新的模型$X_{new}^{pca} = AW_{new} + \mu$。但是这个模型仍然是数据集空间中的模型。

- Minimization with respect to p_i
  接下来就用网格优化的方法，得到一个数据集构建的空间无法描述的全新的结果。
  如果直接对$E_m = E_e + E_g + E_c$最小化能量处理，可能会导致网格不光滑。所以加入一个平滑项来保证得到模型在人体空间内。该平滑项的意义是让相邻的顶点都有相似的变形，$\Delta \mathbf{p}_i$表示变形前后的平移向量。

$$E_s = \sum_{p_i \in X_{new}} \sum_{p_j \in N(p_i)} \left(\Delta \mathbf{p}_i - \Delta \mathbf{p}_j\right)^2$$

$$\nabla_{\mathbf{p_i}} E_s = \sum_{p_j \in N(p_i)} 2\left(\Delta \mathbf{p_i} - \Delta \mathbf{p_j}\right)$$

将顶点初始化为上一步中求得的X_{new}^{pca}，这一步的整体能量函数可以表示为$E = (1 -$

$\lambda)E_m + \lambda E_s$。

问题

为何不直接对X_{new}^{init}加上保形能量，一步到位，还要重新生成一个新的PCA权W。再对新的模型进行重复的优化过程。

实现细节