

基于关键特征随机组合的亲属关系认证算法^①

胡正平^{②*} 郭增洁^{***} 李淑芳^{****} 孙德刚^{***}

(* 燕山大学信息科学与工程学院 秦皇岛 066004)

(** 河北省信息传输与信号处理重点实验室 秦皇岛 066004)

(*** 山东华宇工学院电子信息工程学院 德州 253000)

摘 要 提出基于 3 个客体进行亲属关系认证的算法,即利用父母和他们的 1 个子女的面部关键特征判断他们之间的亲属关系。根据父母与子女之间有基因重叠的生物学原理,子女的面部关键特征和父母双方中一方的面部关键特征具有相似性。基于此提出了利用父母的面部关键特征重构子女面部特征的想法,即通过比较父母面部关键特征与子女面部关键特征之间的欧氏距离,选取欧式距离较小的关键特征作为子女面部关键特征的近似特征。在相似性学习方面引入了度量学习,从局部特征的角度入手,分别对各个关键特征进行度量学习,然后利用余弦相似函数求得每对样本对应关键特征的相似度。将获得的各个相似度值作为一对样本的属性值,最后使用支持向量机(SVM)在最高决策层进行融合分类,求得最终的准确率。通过与现有的基于 3 个客体进行亲属关系认证的方法对比证明本文算法可取得更好的性能。

关键词 亲属关系认证,度量学习,支持向量机(SVM),特征组合

0 引 言

基于面相图像的亲属关系认证问题是计算机视觉领域一个难题。人们可能通过分析父母与子女之间关键特征和神态的相似程度能够判断他们之间的亲属关系,但是对于计算机来说这存在不少困难。但是基于图像的亲属关系认证在寻找丢失儿童、图像搜索和注释、社交媒体的数据分析等方面具有广泛的应用前景。

目前,基于图像的亲属关系认证问题主要从两个方面进行:基于特征表示的方法和基于相似性学习的方法。在特征表示方面,Fang 等^[1]于 2010 年提出基于 2 个客体的图像进行亲属关系认证的问题,通过将脸部的局部特征(比如肤色特征、梯度直方图、面部结构信息等)进行融合来表示特征脸,然

后用支持向量机(support vector machine, SVM)进行分类。Liu 等^[2]提出 IFVF(inheritable Fisher vector feature)方法,通过对立颜色空间聚集稠密采样的 Sift 特征表示人脸。Alirezazadeh 等^[3]提出通过使用遗传算法将局部和全局特征综合起来表示人脸。Wang and Li^[4]提出使用自动编码器提取脸部的非线性特征。Dehghan 等^[5]提出通过最小化基于随机采样的一组人脸局部块的重构误差训练门限自编码器,用来表征父母和孩子之间的面部相似性。用于亲属关系认证的其他特征表示方法还包括动态特征^[6]、雏菊特征^[7]、GGOP(gabor-based gradient orientation pyramid)^[8]、SPLE(spatial pyramid learning-based feature descriptor)^[9]、PDFL(prototype-based discriminative feature learning)^[10]等。在相似性学习方面,Lu 等^[11]根据具有较高相似性的负样本通常产生在正样本的 k 近邻中,提出 NRML(neighbor-

① 国家自然科学基金(61771420)和河北省自然科学基金(F2016203422)资助项目。
② 男,1970 年生,教授,博士生导师;研究方向:模式识别;联系人,E-mail: hzp@ysu.edu.cn
(收稿日期:2018-04-12)

hood repulsed metric learning)方法。Zhou 等^[12]通过将各个相似性学习模型集成起来以达到提高分类的泛化能力,提出 ESL(ensemble similarity learning)的方法。Zhou 等^[13]为提高相似性度量学习的效率,提出可升级的相似性度量学习方法 SSL(scalable similarity learning)。Xia 等^[14,15]为了减少亲属面部的相似性差距,提出将父母年轻时的照片作为子女和年老父母照片之间的中介以减少差距。用于亲属关系认证的其他相似性学习方法还包括 OSLA(online similarity learning with average strategy)^[16]、DMML(discriminative multi-metric learning)^[17]等。以上方法是基于 2 个亲属样本的关系认证,但是这会导致父母中另一方面部可利用信息的丢失。Qin 等^[18]首次提出基于 3 个客体(即父母—儿子或父母—女儿)的图像进行亲属关系认证的方法,即利用基于空间投票的特征选择方法表示人脸和一种新颖的相对对称双线性模型去处理父母和子女之间的相似性,取得了较好的性能。

从基因重叠的生物遗传学角度出发,本文提出基于关键特征随机组合的亲属关系认证算法(kinship verification based on random combination of key features, RCKV)。首先,本文将人脸分成额头、眼眉、眼睛、鼻子、嘴、下巴、面部轮廓等 7 个关键特征。根据父母的关键特征与子女的关键特征之间的相似程度,取相似性较高的作为子女关键特征的近似特征。这样本文就可以重构出一个与子女面部特征最为相似的随机组合特征。之所以成为随机组合特征,是因为子女的面部关键特征既有可能像他的父亲也有可能像他的母亲,他的父母在各个部分各有不同的组合选择,从这个角度来看重构人脸是父母关键特征的随机组合。此时,随机组合的特征至少从相似度的角度来讲是与子女的局部块最为相似的,这样就可以使重构人脸更具有代表性。此外,为了更充分地利用子女与重构人脸的局部相似性,本文从局部特征的角度入手,分别对 7 个关键特征进行度量学习,然后利用余弦相似函数求得每对样本对应关键特征的相似度。本文将获得的 7 个相似度值作为一对样本的 7 个属性值,最后使用支持向量机在决策层进行融合分类,获得最终的准确率。

1 基于关键特征随机组合的亲属关系认证算法

目前,已有的亲属关系认证算法大多数是基于两个客体的(即父亲—儿子,父亲—女儿,母亲—儿子,母亲—女儿),这在判断子女的面貌特征方面会丢失一部分信息,因为子女的遗传基因毕竟是从父母双方中遗传过来的。因此,为了提高亲属关系认证的准确率,本文提出基于 3 个客体进行亲属关系认证的算法。

在相似性学习方面,本文引进近邻排斥度量学习算法。与以往对全局特征进行度量学习不同的是,本文是对局部特征进行度量学习。这样做的好处是能够更充分地考虑到面部特征的局部相似性,不会将异类的局部特征距离拉近而导致测试集中负样本对的相似度增高而导致误判。系统组成如图 1 所示。

1.1 随机组合的特征提取方法

本文的算法在 3 个客体的基础上进行,根据基因重叠的生物学原理,为了能充分地利用父母面部的亲属特征,本文从父母双方的面部关键特征中选取与子女面部关键特征最为相似的部分作为子女面部关键特征的近似特征。

首先,本文将人脸图像分成 7 个关键特征,即额头、眼眉、眼睛、鼻子、嘴、下巴、面部轮廓。本文所用的数据库是 64×64 像素大小,所以按照固定的像素比抽取脸部的关键特征:额头、眼眉、眼睛、鼻子、嘴。如果以 I 表示一张人脸图像的话, $I(1:24, 1:64, :)$ 区域表示额头, $I(12:27, 5:60, :)$ 区域表示眼眉, $I(18:33, 5:60, :)$ 区域表示眼睛, $I(22:45, 16:47, :)$ 区域表示鼻子, $I(34:57, 12:51, :)$ 区域表示嘴,还有 $I(41:64, 1:64, :)$ 区域表示下巴。本文考虑到局部块在较大区域的图像才能充分显示其形态特征,所以在提取局部块的时候,相邻局部块之间有重叠。在这里除非有特别声明,本文提取特征均为 Sift 特征。

对于轮廓特征的提取,先提取整幅图像的 canny 算子,然后将眼眉、眼睛、鼻子、嘴等区域的像素置 0,经过处理后的图像从外观上能够看出一个人的面

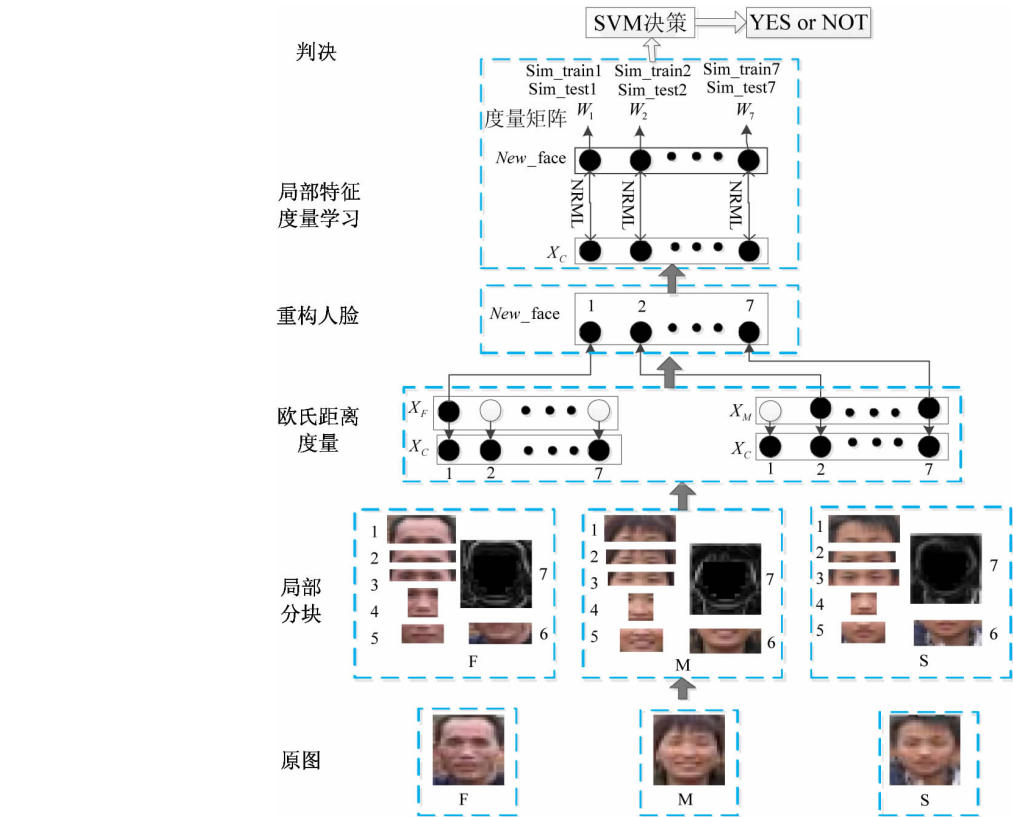


图 1 基于关键特征随机组合的亲属关系认证算法系统结构框图

部轮廓。此时得出来的图像像素变化很大,本文对边缘后的图像进行像素归一化,然后再对归一化后的图像提取 Sift 特征,于是就可以获得面部轮廓特征。

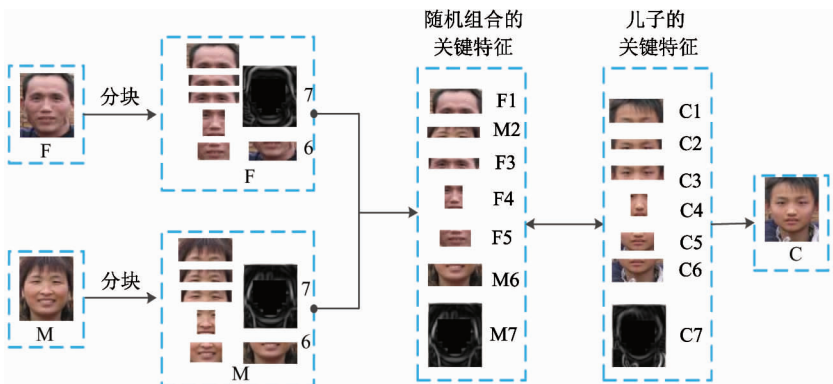
本文采用 Sift 特征的欧式距离来比较局部块的相似度。 $\{x_{f_i} \mid i = 1, 2, \dots, 7\}$ 表示父亲面部图像关键特征的总和。 $\{x_{m_i} \mid i = 1, 2, \dots, 7\}$ 表示母亲面部图像关键特征的总和。 $\{x_{c_i} \mid i = 1, 2, \dots, 7\}$ 表示子女面部图像关键特征的总和。则重构成人脸的关键

特征 $x_{New_i}, i = 1, 2, \dots, 7$ 可以表示成:

$$x_{New_i} = \begin{cases} x_{f_i}, & \text{if } \min(D(x_{f_i}, x_{c_i}), D(x_{m_i}, x_{c_i})) = D(x_{f_i}, x_{c_i}), \\ x_{m_i}, & \text{if } \min(D(x_{f_i}, x_{c_i}), D(x_{m_i}, x_{c_i})) = D(x_{m_i}, x_{c_i}), \end{cases}$$
$$i = 1, 2, \dots, 7 \quad (1)$$

式中 $D(x_{f_i}, x_{c_i}), D(x_{m_i}, x_{c_i})$ 分别表示父亲和子女,母亲和子女的第 i 部分关键特征之间的欧氏距离。

随机组合特征提取方法的系统结构框图见图 2。



(图中 F1 表示父亲的第 1 个关键特征, M2 表示母亲的第 2 个关键特征, C1 表示儿子的第 1 个关键特征,以此类推)

图 2 随机组合特征提取方法的系统结构框图

1.2 局部近邻排斥度量学习算法

1.2.1 近邻排斥度量学习算法回顾

度量学习的本质是通过训练样本获得一个度量矩阵,这个度量矩阵可以使同类之间的距离减少,非同类之间的距离增加,从而达到提高分类效率的目的。文献[11]根据正样本的近邻比低相似度的负样本更容易误判的原理,提出近邻排斥度量学习算法,即通过将同类样本之间的距离拉近,非同类样本(正样本的近邻)之间的距离推远学习一个度量矩阵。

在度量学习中最常用的方法是马氏距离,马氏距离能够充分考虑样本分布的统计特性,定义如下:

$$d(x_i, y_j) = \sqrt{(x_i - y_j)^T \mathbf{A} (x_i - y_j)} \quad (1)$$

式中 $x_i, y_j \in R^m$, $\mathbf{A}$ 为半正定协方差矩阵。

又因为 $\mathbf{A}$ 是半正定矩阵,所以 $\mathbf{A}$ 可以分解成:

$$\mathbf{A} = \mathbf{W}\mathbf{W}^T, \text{ 其中 } \mathbf{W} \in R^{m \times l}, l \leq m \quad (2)$$

最终的优化函数为

$$\max_{\mathbf{W}} J(\mathbf{W}) = \text{tr}[\mathbf{W}^T (\mathbf{H}_1 + \mathbf{H}_2 - \mathbf{H}_3) \mathbf{W}] \quad \text{s. t. } \mathbf{W}^T \mathbf{W} = \mathbf{I} \quad (3)$$

其中:

$$\mathbf{H}_1 \triangleq \frac{1}{Nk} \sum_{i=1}^N \sum_{t_1=1}^k (x_i - y_{i_{t_1}})(x_i - y_{i_{t_1}})^T$$

$$\mathbf{H}_2 \triangleq \frac{1}{Nk} \sum_{i=1}^N \sum_{t_2=1}^k (x_{i_{t_2}} - y_i)(x_{i_{t_2}} - y_i)^T$$

$$\mathbf{H}_3 \triangleq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)(x_i - y_i)^T$$

式中 $x_{i_{t_2}}$ 是 x_i 的第 t_2 部分近邻, $y_{i_{t_1}}$ 是 y_i 的第 t_1 部分近邻, x_i 和 y_i 是一对具有亲属关系的训练样本。

然后, $\mathbf{W}$ 可以通过下面的特征值问题得到解决。

$$(\mathbf{H}_1 + \mathbf{H}_2 - \mathbf{H}_3)w = \lambda w \quad (4)$$

设 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \lambda_l$ 是式(4)的前 l 部分最大特征值, $w_1, w_2, \dots, w_l$ 是对应于特征值的特征向量,于是可以得到 $m \times l$ 型的转换矩阵 $\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_l]$ 。

1.2.2 RCKV

以往的度量学习算法是将整幅人脸图像作为样本进行相似性学习,不适合亲属关系认证这个问题。而本文提出将脸部的关键特征作为一个独立个体进

行度量学习的方法,这样做的好处是充分考虑局部特征的最大相似性,使训练出来的子度量矩阵能够如实地反映特征向量不同维度之间的相似度。最终,通过对不同子度量矩阵的判别准则进行集成学习,得出最优的结果。

RCKV 算法如下。

输入 $S_j = \{(x_{new_i}, x_{c_i}) \mid i = 1, 2, \dots, 7\}, j = 1, 2, \dots, N$
 x_{new_i}, x_{c_i} 分别是第 j 对训练样本重构人脸和子女人脸的第 i 部分关键特征。

参数:近邻个数 k , 迭代次数 T , 收敛误差 ε (0.0001)

输出:度量矩阵 $\mathbf{W}$

步骤 1 (初始化)

通过传统的欧式度量搜索 x_{new_i}, x_{c_i} 的 k 近邻

步骤 2 (局部最优化):

For $r = 1, 2, \dots, T$ 重复

2.1 分别计算 H_1, H_2, H_3

2.2 利用式(4)解特征值问题

2.3 获得 $\mathbf{W}_i^r = [w_1, w_2, \dots, w_l]$

2.4 通过 $\mathbf{W}_i^r$ 更新 x_{new_i}, x_{c_i} 的 k 近邻

2.5 如果 $r > 2$, $\|\mathbf{W}_i^r - \mathbf{W}_i^{r-1}\| < \varepsilon$, 返回步骤 3

步骤 3 (输出子度量矩阵):

输出子度量矩阵 $\mathbf{W}_i = \mathbf{W}_i^r$ 。

2 实验部分

2.1 实验数据库以及评估原型

本文所做的实验是在 Qin 等^[18]释放的数据库 TSKinFace 的基础上进行的。数据库里的人脸图像均是从互联网上的公众人物获得的。在图像搜集的过程中,没有受到姿势、灯光、表情、种族和图片质量的影响。数据库中的家庭组合有: father-mother son (FM-S), father-mother-daughter (FM-D), father-mother-son-daughter (FM-SD)。对于每个家庭组合分别搜集 285 274 和 228 张家庭照片。在以上的家庭组合的基础上构建了 2 类亲属关系样本集合: FM-S 和 FM-D, 分别含有 513 和 502 组图像。每张图像中的人脸均被裁剪成 64×64 像素的大小。图 3 显示一些来自 TSKinFace 数据库裁剪好的图像集。



(图中每 1 行包含 father-mother-child 的家庭关系,第 1 行分别表示 2 个 father-mother-daughter(FM-D)家庭关系,第 2 行分别表示 2 个 father-mother-son(FM-S)家庭关系)

图 3 TSKinFace 数据库的一些家庭照片

表 1 TSKinFace 数据库五折样本分配情况表

Fold	1	2	3	4	5
FM-S	[1, 100]	[101, 200]	[201, 300]	[301, 400]	[401, 502]
FM-D	[1, 102]	[103, 204]	[205, 306]	[307, 408]	[409, 513]

此,正负样本对的数量是一样的。

2.2 特征提取

本文在提取 Sift 特征的基础上又提取局部二值模式(local binary pattern, LBP)和梯度方向直方图(histogram of oriented gradient, HOG)特征用于进行对比试验,为的是验证在输入特征不同时候的方法的鲁棒性。

Sift:对于每一张人脸图像,本文以 16 × 16 像素大小重叠分块,相邻两块之间的以 8 像素为间隔。这样对于每一张人脸图像将会获得 7 × 7 = 49 块,对于每块本文提取标准的 128 维 sift 特征,然后将每块的特征串联起来就会获得 6 272 维的特征向量。

LBP:本文以每块 16 × 16 像素大小,将每幅图像非重叠分成 4 × 4 块,对于每块本文提取 256 维的均匀模式的 LBP 特征,然后把每块的特征向量串联起来就会获得 4 096 维的特征向量。

HOG:首先把每张图像以每块 4 × 4 大小分成 16 × 16 块,每块提取 9 维 HOG 特征。然后再以每块 8 × 8 像素大小分成 8 × 8 块,每块也提取 9 维 HOG 特征。这样就会获得 (16 × 16 + 8 × 8) × 9 = 2 880 维的 HOG 特征向量。

2.3 分类器

因为亲属关系认证问题是一个二值分类问题,而且 SVM 在处理类似问题时表现出优越的性能,因此本文采用 SVM 用于分类。本文在进行分类的时

本文采用五折交叉验证的方式进行评估,实验样本被尽可能的分成 5 等份。表 1 列出 TSKinFace 数据库 FM-S 和 FM-D 子集五折样本分配情况。在五折的样本中,本文把具有亲属关系的样本对称作正样本对,把不具有亲属关系的样本对称作负样本对,负样本对的产生方式是通过父母组合与不具有亲属关系的子女样本进行随机组合产生的。在本文的实验中,父母组合与子女的样本仅出现一次,因

候调用 libsvm 工具箱,核函数选择的是径向基核函数(radial basis function, RBF),g 参数设置为 1。

通过使用 RCKV 方法可以获得 7 个子度量矩阵,将每对样本的关键特征映射到子度量空间后使用余弦相似函数测得每对样本对应关键特征之间的相似度,这样对于一对样本将会获得 7 个相似度值,最终使用 SVM 在决策层进行融合分类。

2.4 实验结果和分析

Qin 等^[18]在 2015 年提出基于 3 个客体进行亲属关系认证的算法。文献[18]中 RSBM-block-FS 方法效果相对最好,但是该方法具有局限性,即仅适用于 Sift 特征,因此本文提取 Sift 特征与 RSBM-block-FS 方法进行比较。文献[18]中的线性对称模式(symmetric biltnear model, SBM)方法适用于 Sift、LBP、HOG 特征,因此本文分别提取 Sift、LBP、HOG 特征和 SBM 方法进行比较,同时也是为了验证本文提出的方法在提取特征不同时的鲁棒性。

TSkinFace 数据库下,RCKV 和 RSBM-block-FS 方法正确识别结果如表 2 所示。

表 2 TSKinFace 数据库分类准确率(%)

方法	父母-儿子 (FM-S)	父母-女儿 (FM-D)	平均值
RSBM-block-FS Sift ^[18]	86.4	84.4	85.4
RCKV(Sift)	89.38	87.49	88.435

从表中的结果可以看出本文提出的方法比文献[18]方法在平均值上要高出 3%,由此可见本文提出方法的效果较好。

图4、图5 分别为 RCKV 和 RSBM-block-FS 方法在 FM-S 子集,和 FM-D 子集下的受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)图。

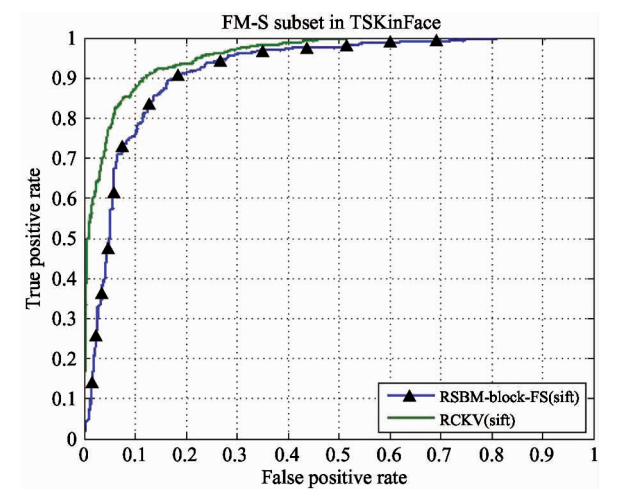


图4 父母-儿子 (FM-S)数据集 ROC 曲线

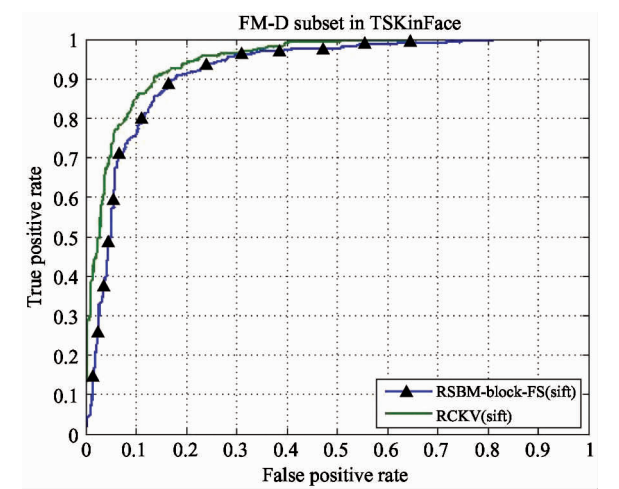


图5 父母-女儿 (FM-D)数据集 ROC 曲线

TSkinFace 数据库下,RCKV 和 SBM 方法提取不同特征时的正确识别结果如表 3 所示。

从表中的数据可以看出,本文提出的算法在提取不同特征方面鲁棒性较强而且都能取得较好的准确率。Qin 等^[18]提出的 SBM 算法鲁棒性较弱,对于 Sift 和 HOG 特征能取得较好的效果,但是 LBP 特征效果有所下降。

表 3 TSKinFace 数据库分类准确率(%)

方法 特征	FMS 子集		FMD 子集	
	RCKV	SBM ^[18]	RCKV	SBM ^[18]
Sift	89.38	82.4	87.49	78.2
LBP	87.51	51.54	87.34	52.2
HOG	87.91	77.09	88.95	75.31

2.5 对新鲜样本的适应能力

为了验证本文提出的算法对新鲜样本的适应能力,本文收集了一个包含 86 对具有亲属关系的数据库,family86。亲属关系是由 father-mother-child 构成的,子女的图像有可能是儿子也有可能是女儿没有限制,因为本文重构这个数据库的目的就是为了验证该样本对是否具有亲属关系。本文从每张全家福中选取 3 张人脸(FM-C),均被裁剪成 64 × 64 像素大小用于实验。图 6 列出一些本文裁剪的样本的例子。

为了公平起见,本文在 family86 数据库的基础上,与 Qin 等^[18]提出的最好的方法 RSBM-block-FS 进行比较,准确率对比结果如表 4 所示。

表 4 family86 数据库分类准确率(%)

方法 特征	RCKV (the proposed)	RSBM-block-FS ^[18]
Sift	77.89	68.14

从表中的结果可以看出在只有 86 个样本的数据集中这两种方法都能取得较高的准确率,但是本文提出的方法比 RSBM-block-FS^[18]高出 9.75 个百分点,由此验证本文提出的算法具有较好的泛化能力。



(每 1 行有 2 个家庭的图像分别为父亲母亲-子女 (FM-C))

图 6 family86 的部分图像

2.6 计算复杂度

本文提出的局部近邻排斥度量学习算法是对 7 个局部块进行度量学习,每个局部块进行 T 次迭代,在每次迭代过程中要计算 3 个矩阵 $H1, H2, H3$, 然后解决一个标准特征值问题,所以在每次迭代过程中的计算复杂度为: $o(Nk) + o(m_i^3)$ 式中 N 为样本的个数, k 为近邻的个数, $m_i, i = 1, 2, \dots, 7$ 为样本的第 i 部分局部块的特征维数。那么 T 次迭代之后,每个局部块的时间复杂度为

$$o(NkT) + o((m_i^3)T), i = 1, 2, \dots, 7$$

最终 7 个局部块的时间复杂度为

$$o(NkpT) + o((\sum_{i=1}^7 m_i^3)T)$$

式中 p 为局部块的个数。

本文也列出了 RCKV 方法和 RSBM-block-FS 方法在电脑硬件上的运行时间。实验电脑配置为 3.10 GHz CPU 和 10.0 GB RAM。表 5 列出本文方法和 RSBM-block-FS 方法在每折训练阶段和测试阶段所耗费的时间。

表 5 在 TSKinFace 数据库 FM-S 子集上使用不同方法的 CPU 运行时间

方法	Training(s)	Recognition(s)
RSBM-block-FS ^[18]	3310	0.0605
RCKV	370	0.129

表 6 在 TSKinFace 数据库 FM-D 子集上使用不同方法的 CPU 运行时间

方法	Training(s)	Recognition(s)
RSBM-block-FS ^[18]	2910	0.0417
RCKV	362	0.0587

2.7 对影响实验性能两个因素的探究

因为本文提出算法是在提取局部块的基础上进行的,所以从局部块的角度入手本文提出了两个可探究的影响因素:一是局部块大小,在这里本文探究重叠取样和非重叠取样对实验的影响;二是局部块数量,在这里本文首先保留眼眉、眼睛、鼻子、嘴等必要的局部信息,然后与使用全部局部特征进行对比。

在局部块的大小设置方面,本文首先采用的是

重叠取样,重叠的部分见 1.1 节所示。然后采用非重叠取样,也就是尽量地保持局部块的独立性,作为重叠取样的对比实验。在非重叠取样时,因为有的局部块较窄,所以本文以 4×4 像素大小重叠分块,相邻两块之间以 2 像素为间隔,每块提取 8 维的 Sift 特征。表 7、表 8 列出 FM-S 子集和 FM-D 子集重叠取样和非重叠取样后的准确率对比。

表 7 在 TSKinFace 数据库 FM-S 子集上重叠取样和非重叠取样后的正确结果对比表

分块情况	重叠	非重叠
准确率(%)	89.38	89.37

表 8 在 TSKinFace 数据库 FM-D 子集上重叠取样和非重叠取样后的正确结果对比表

分块情况	重叠	非重叠
准确率(%)	87.49	89.34

针对局部块进行非重叠取样的准确率较高甚至比局部块重叠取样的准确率还要高,本文认为是在提取 Sift 特征的时候,非重叠取样是以 2 像素为间隔进行提取的,这样可以保留更多的有效信息,增强算子的鲁棒性,由此提取特征更具有判别性。

本文以重叠采样为前提,在局部块的数量方面首先提取必要的可以判据出人脸的 4 个关键特征,如眼眉、眼睛、鼻子、嘴,然后与使用 7 个关键特征进行比较。表 9 列出了不同特征数量的准确率对比结果。

表 9 不同特征数量的准确率对比表

数据集	眼眉、眼睛、鼻子、嘴(%)	额头、眼眉、眼睛、鼻子、嘴、下巴、轮廓(%)
FM-S	88.20	89.38
FM-D	86.16	87.49

在 FM-S 子集中,本文提取 7 个特征的效果要比提取 4 个必要特征的结果高出 1.18 个百分点,在 FM-D 子集中本文提取 7 个特征的效果要比提取 4 个必要特征的结果高出 1.13 个百分点,由此验证本

文提取的额头、下巴、轮廓等局部特征的可判别性和方法的合理性。

3 结 论

为了更充分地利用亲属样本间的亲属特征,本文提出基于关键特征随机组合的亲属关系认证算法。在特征提取方面,基于父母与子女之间基因重叠的遗传学原理,本文从父母的关键特征中选出与子女的关键特征最相似的局部块,这样从理论上来讲就会构造出与子女的面貌特征最为相似的特征。在相似性学习方面,本文引进了度量学习方法。与以往在全局特征的基础上进行度量学习的方法不同的是,本文在局部特征的基础上进行度量学习。这样能使训练出来的子度量矩阵更充分地考虑到面貌特征的局部相似性。

本文进一步的工作是通过提取脸部的深度特征来表示人脸的“神态特征”,因为亲属样本间的神态在判断一对亲子关系时具有较大参考价值。

参考文献

- [1] Fang R, Tang K D, Snavely N, et al. Towards computational models of kinship verification[C]. In: Proceedings of the 2010 17th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Hong Kong, China, 2010. 1577-1580
- [2] Liu Q, Puthenputhussery A, Liu C. Inheritable fisher vector feature for kinship verification[C]. In: Proceedings of the Biometrics Theory, Applications and Systems, Arlington, USA, 2015. 7358768
- [3] Alirezazadeh P, Fathi A, Abdali-Mohammadi F. A genetic algorithm based feature selection for kinship verification[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(12): 2459-2463
- [4] Wang M Y, Li Z C. Deep kinship verification[C]. In: Proceedings of the 17th IEEE International Workshop on Multimedia Signal Processing, Xiamen, China, 2015. 9781467374781
- [5] Dehghan A, Ortiz E G, Villegas R, et al. Who do I look like? determining parent-offspring resemblance via gated autoencoders[C]. In: Proceedings of the IEEE Confer-

- ence on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, USA, 2014. 1757-1764
- [6] H. Dibeklioglu, A. A. Salah and T. Gevers like father, like son; facial expression dynamics for kinship verification[C]. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Sydney, Australia, 2013. 1497-1504
- [7] Guo G, Wang X. Kinship measurement on salient facial features[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement*, 2012, 61(61):2322-2325
- [8] Zhou X, Lu J, Hu J, et al. Gabor-based gradient orientation pyramid for kinship verification under uncontrolled environments[C]. In: Proceedings of the ACM International Conference on Multimedia, Kara, Japan, 2012. 725-728
- [9] Zhou X, Hu J, Lu J, et al. Kinship verification from facial images under uncontrolled conditions[C]. In: Proceedings of the 19th ACM international conference on Multimedia, Scottsdale, USA, 2011. 953-956
- [10] Yan H, Lu J, Zhou X. Prototype-based discriminative feature learning for kinship verification[J]. *IEEE Transactions on cybernetics*, 2015, 45(11):2535-2545
- [11] Lu J W, Zhou X Z, Tan Y P, et al. Neighborhood repulsed metric learning for kinship verification[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 36(2): 331-345
- [12] Zhou X, Shang Y, Yan H, et al. Ensemble similarity learning for kinship verification from facial images in the wild[J]. *Information Fusion*, 2015, 32(11):40-48
- [13] Zhou X, Yan H, Shang Y. Kinship verification from facial images by scalable similarity fusion[J]. *Neurocomputing*, 2016, 197(12):136-142
- [14] Xia S, Shao M, Luo J, et al. Understanding kin relationships in a photo[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2012, 14(4):1046-1056
- [15] Xia S, Shao M, Fu Y. Kinship verification through transfer learning[C]. In: Proceedings of the 22nd International Joint Conference on Artificial Intelligence, Barcelona, Spain, 2011. 2539-2544
- [16] Xu M, Shang Y Y. Kinship verification using facial images by robust similarity learning[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016, 2016: 1024123X
- [17] Yan H, Lu J, Deng W, Zhou X. Discriminative multime-

tric learning for kinship verification[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2014, 9(7): 1169-1178

[18] Qin X, Tan X, Chen S. Tri-subject kinship verification: understanding the core of a family[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2015, 17(10):1855-1867

Kinship verification based on random combination of key features

Hu Zhengping^{* **}, Guo Zengjie^{* **}, Li Shufang^{* ***}, Sun Degang^{***}

(^{*} School of Information and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

(^{**} Hebei Key Laboratory of Information Transmission and Signal Processing, Qinhuangdao 066004)

(^{***} School of Electronic Information and Engineering, Shandong Huayu University of Technology, Dezhou 253000)

Abstract

An algorithm based on three objects for kinship authentication is proposed, which uses the facial features of parents and one of their children to determine the kinship between them. According to the biological principle of gene overlap between parents and children, the facial key features of the children and the facial key features of one of the parents are similar. Based on this, the idea of reconstructing the facial features of children using the key features of the parents' faces is proposed. Comparing with the Euclidean distance between the facial key features of the parents and the facial key features of the child, the key features of the smaller Euclidean distance are chosen as the approximate features of the facial key features of the child. Metric learning has been introduced in the aspect of similarity learning. Starting from the perspective of local features, each key feature is measured and studied, and then the cosine similarity function is used to obtain the similarity of the key features of each pair of samples. The obtained similarity values are taken as the attribute values of a pair of samples, and finally the support vector machine (SVM) is used to perform fusion classification at the highest decision level to obtain the final accuracy. Compared with the existing method of kinship authentication based on three objects, the proposed algorithm can achieve better performance.

Key words: kinship verification, metric learning, support vector machine (SVM), feature combination