

基于随机双线性分类器的亲子关系分类

秦晓倩^{1,2}, 刘大琨³, 王冬²

(1. 淮阴师范学院城市与环境学院, 江苏淮安 223300; 2. 南京航空航天大学计算机科学与技术学院, 江苏南京 211106;
3. 盐城工学院机械优集学院, 江苏盐城 224051)

摘要: 孩子-父母关系分析在现实社会中有广泛的应用, 研究表明, 机器学习算法已经可以较好地进行亲子关系验证, 但是亲子关系分类仍然是计算机视觉领域的一大挑战. 为此提出一种基于随机双线性分类器进行亲子关系分类, 其中包括从相似性度量, 分类器的设计这两个方面来探究孩子和父母之间的空间结构依赖关系. 通过在模型中对不是一个家庭的图像组的相似度施加约束来确保随机选择样本的稳定性. 在 TSKinFace 和 Family101 亲子关系数据库上, 我们都达到了较对比方法更好的性能.

关键词: 亲子分类; 双线性分类器; 人脸识别

中图分类号: TP181 **文献标识码:** A doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2017.01.008

引用格式: 秦晓倩, 刘大琨, 王冬. 基于随机双线性分类器的亲子关系分类[J]. 中国科学技术大学学报, 2017, 47(1):57-62.

QIN Xiaoqian, LIU Dakun, WANG Dong. Kinship classification through random bilinear classifier[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2017, 47(1):57-62.

Kinship classification through random bilinear classifier

QIN Xiaoqian^{1,2}, LIU Dakun³, WANG Dong²

(1. School of Urban and Environmental Sciences, Huaiyin Normal University, Huaian 223300, China;

2. Department of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

3. School of Mechanical Engineering & UG, Yancheng Institute of Technology, Yancheng 224051, China)

Abstract: Kinship verification has seen extensive applications in recent years, such as determination of the identity of a suspect and finding missing children. Recent research has demonstrated that machine learning algorithms can handle kinship verification fairly well. However, kinship verification has remained a major challenge in the field of computer vision, answering such questions as which parents a child in a photo belongs to. Understanding such questions would have a fundamental impact on the behavior of an artificial intelligent agent working in a human world. To address this issue, a random bilinear classifier (RBC) for kinship classification was presented by effectively exploring the dependence structure between child and parents in two aspects: similarity measure and classifier design. In addition, the stability of the random selection of samples was ensured by imposing the constraint of the similarity of those non-kin relationship image groups. Extensive experiments on TSKinFace and Family101 show that the proposed method can obtain better or comparable results.

Key words: kinship classification; bilinear classifier; face recognition

收稿日期:2016-03-01; 修回日期:2016-09-17

基金项目:国家自然科学基金(61373060), 江苏省高校自然科学基金(13KJD520002), 江苏省研究生科创基金(kylx15_0320)资助.

作者简介:秦晓倩(通讯作者), 女, 1980年生, 硕士/讲师. 研究方向:计算机视觉. E-mail: qinxiaoqian@hytc.edu.cn

0 引言

使用机器学习的方法在人脸图像上进行亲子关系分类是计算机视觉领域近期出现的一个新兴而富有挑战的问题. 所谓亲子关系分类问题旨在从大量候选父母图像对中找出与给定孩子最相似的父母对. 亲子关系分类的应用包括基于人脸图像的逃犯身份确认, 提高人脸识别的性能^[1-2], 社交媒体分析^[3]和寻找失踪儿童^[4]等.

对亲子关系进行分类这一问题和亲子关系验证密不可分, 实际上, 最近的研究表明, 机器学习方法已经能够较好地 进行亲子关系验证^[5-12], 在 TSKinFace 亲子家庭库的 FM-S 关系上已经达到了 86.4%^[13], 但是直接将现有的用于处理亲子关系验证的方法用于进行亲子关系分类将存在很大问题, 主要原因是这两个问题本身在机器学习领域中从属的范畴就不同, 我们面对的任务是要从大量候选父母图像中找出可能的父母, 而亲子关系验证则要判断给定一组图像是否具有亲子关系, 另外, 我们也认为, 在实际应用中, 亲子关系分类涉及领域更广, 如基于人脸图像的嫌疑犯身份确认, 往往是基于公安已有的公民图像库去搜索确认哪些人和嫌疑犯长得更为相似.

第一个进行亲子关系分类的是 Fang^[14], 他们构建了包含 206 个核心家庭的公开数据库 Family101, 其中每个家庭包含 3 到 9 名家庭成员. 基于孩子从某些家族成员中遗传了部分面部特性的基本思想, 使用稀疏组重建的方法来确定给定图像属于候选家庭中的哪一个, 在有 10 个候选家庭的情况下达到了 30% 的分类精度. 注意到, 在实际应用中, 获得家庭中多个主体对象的图像较为困难, 另外, 我们也认为, 当主体之间的血缘关系较弱或几乎没有血缘关系时(如女婿-丈人关系), 试图通过重建的方法建立主体之间的联系是相当困难的.

本文考虑对孩子-父母组进行亲子关系分类, 即给定一个孩子图像, 从候选父母对中找出最相似的可能父母对. 孩子-父母关系是人类社会最核心的单元, 孩子的面部长相最直接的继承对象就是父母, 探究这一问题对促进人工智能加深对人类社会的理解有重要影响, 另外, 在实际应用中, 孩子-父母图像相较于整个家族来说更易获得. 本文提出使用随机双线性分类器 (random bilinear classifier, RBC) 进行亲子关系分类, 方法的主要思想是使用双

线性函数来度量父母和子女的相似度, 并使用随机生成负例样本组的方式充分挖掘样本的特征空间; 并通过在模型中对不是一个家庭的图像组的相似度施加约束来确保随机选择样本的稳定性.

1 亲子分类模型

亲子分类问题旨在从大量候选父母图像对中找到与给定孩子最相似的父母对, 其研究对象是多个不同的主体并且这些主体又具有不同的性别, 年龄跨度也较大. 为了挖掘出孩子和父母之间的空间结构关系, 我们考虑用双线性函数来刻画多个主体之间的关系. 另外, 考虑到候选父母图像对特征空间中负例对数远远大于正例对数问题, 我们考虑使用随机生成负例样本对的方法来解决这一问题, 并通过在模型中对不是一个家庭的图像组相似度施加约束来确保随机选择样本的稳定性. 本文方法的核心思想是使用随机双线性分类模型来度量孩子与父母之间的相似性, 这样做的优势是能充分挖掘双方的特征空间关系.

1.1 随机双线性分类模型

$S = \{(f_i, m_i, c_i, z_i) \mid i = 1, 2, \dots, N\}$ 表示 N 组亲子图像训练集, 其中 $f_i, m_i, c_i \in R^d$ 是第 i 组亲子图像中的父亲, 母亲和孩子图像的列向量特征, z_i 表示第 i 组图像的标号, 我们用 1 表示 (f_i, m_i, c_i) 图像组具有亲子关系, 用 -1 表示 (f_i, m_i, c_i) 图像组不具有亲子关系. 需要说明的是, 由于一组亲子图像可能来自不同的图像, 因此一组图像之间的年龄差距不可能完全真实地代表实际生活中的亲子年龄差距, 所以我们假设已知每张图像在一组图像关系中扮演的角色.

模型的目标是要学习一个转换矩阵, 在此转换矩阵的作用下, 真实父母-孩子组的相似度最大, 即 (f_i, m_i, c_i) 的相似度大于所有 $(f_i, m_i, c_j), i \neq j$ 情况, 我们的双线性分类模型如下:

$$\begin{aligned} \min_{W, b, \epsilon_1} & \sum_{i=1}^N \log(1 + \exp(-z_i(S(\mathbf{p}_i, c_i) + b))) \\ & + \lambda \|\mathbf{W}\|_* + \beta \|\epsilon_1\|_2 \\ \text{s. t. } & S(\mathbf{p}_i, c_i) - S(\mathbf{p}_i, c_j) > \epsilon_1, \\ & \epsilon_1 > 0, i \neq j \end{aligned} \quad (1)$$

式中, \mathbf{p}_i 表示父母主体的特征拼接在一起构成的向量, $S(\mathbf{p}_i, c_i)$ 用于衡量图像组 (f_i, m_i, c_i) 的相似度, 具体而言, 我们使用双线性函数, 即 $S(\mathbf{p}, c) = \mathbf{p}^T \mathbf{W} c$, 因此 \mathbf{W} 是一个 $2d \times d$ 的矩阵, λ 是平衡参

数,用于平衡模型在训练集上的性能和推广能力, $\|\cdot\|_*$ 表示迹范数,其定义为 $\|\mathbf{W}\|_* = \sum_i \sigma_i$, σ_i 是矩阵 \mathbf{W} 的奇异值,当取到合适的 λ 时,迹范数能使矩阵 \mathbf{W} 的一些奇异值为 0,这将得到更紧致的数据表达,这在原始特征数据是高维信号时尤其具有优势.

分析式(1),我们发现其不得不面对正负例样本个数严重失衡问题. 假设有 N 组正例,那么每个孩子可以和 $N-1$ 对父母组成负例样本组,则共可获得 $N \times (N-1)$ 组负例样本. 显然,负例样本个数远远超过正例样本个数,这将导致模型在学习时较难挖掘出正例样本组的空间特征. 本文使用随机生成负例样本的方法解决这个问题,并且要求在学习转换矩阵时,确保正负例样本个数相同,但无法保证随机样本的典型代表性,容易造成学习的不稳定. 针对此问题,我们考虑增加另外一个约束条件,即 $|S(\mathbf{p}_i, c_k) - S(\mathbf{p}_i, c_j)| < \epsilon_2$,这样做的目的是要所有的负例组相似度都差不多,这样,当随机生成负例样本组进行学习时,正例样本组的相似度比该负例样本组大,而其他的负例样本组和该负例样本组的相似度又差不多大,我们可以认为正例样本组的相似度接近大于所有的负例样本组.

所以,本文的随机双线性模型更新如下:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{W}, b, \epsilon_1, \epsilon_2} & \sum_{i=1}^N \log(1 + \exp(-z_i(S(\mathbf{p}_i, c_i) + b))) + \\ & \lambda \|\mathbf{W}\|_* + \beta \|\epsilon_1\|_2 + \gamma \|\epsilon_2\|_2 \\ \text{s. t. } & S(\mathbf{p}_i, c_i) - S(\mathbf{p}_i, c_j) > \epsilon_1, \\ & |S(\mathbf{p}_i, c_k) - S(\mathbf{p}_i, c_j)| < \epsilon_2, \\ & \epsilon_1 > 0, \epsilon_2 > 0, i \neq j \neq k \end{aligned} \quad (2)$$

1.2 模型的优化求解

对式(2),可以通过基于拉格朗日乘子优化的方法进行求解,因为本文的方法是随机生成负例样本组,因此我们设置随机循环迭代次数为 T ,每次迭代学习新的 \mathbf{W} 时都使用上次获得的 \mathbf{W} 作为初始值,再使用梯度下降法进行学习,当迭代次数结束时获得最终的转换矩阵 \mathbf{W} ,偏置 b 和 ϵ_1, ϵ_2 .

注意到,转换矩阵 \mathbf{W} 的大小是 $2d \times d$,而在 Kinship 关系分类问题中,样本较少(目前公开的 Kinship 图像库的组数都不到 2 000). 在这种情况下,学习一个相对较大的 \mathbf{W} (若 $d=500$,则要学习的参数一共有 $2 \times 500 \times 500 = 500\,000$) 比较困难. 我们采取文献[13]中的解决方案,即将图像组

(f_i, m_i, c_i) 拆分为 (f_i, c_i) 和 (m_i, c_i) ,分别通过学习获得 \mathbf{W}_f 和 \mathbf{W}_m ,得到 $S_f(f, c)$ 和 $S_m(m, c)$,再通过 $S(f, m, c) = \beta_1 S_f(f, c) + \beta_2 S_m(m, c) + b$ 来获得最终的孩子-父母组的相似度. 该方法将一个较大的矩阵拆分成两个较小的矩阵,从直觉上说,在 Kinship 关系分类这种样本较少的情形下,学习起来更加容易,我们使用 R_SBM 表示该方法模型. 算法 1.1 列出了我们所提出的随机双线性分类器模型的优化求解流程.

算法 1.1 随机双线性分类器(RBC)

输入:训练集 $S = \{(f_i, m_i, c_i, z_i) | i=1, 2, \dots, N\}$, 平衡参数 λ, β, γ , 迭代次数 $T, \mathbf{W}_f^0 = \mathbf{I}, \mathbf{W}_m^0 = \mathbf{I}$ 和偏置 $b_f^0 = 0, b_m^0 = 0$.

输出:转换矩阵 $\mathbf{W}_f, \mathbf{W}_m$ 和偏置 $b_f, b_m, \beta_1, \beta_2, \epsilon_1, \epsilon_2$ 和 b .

步骤 1: For $T=1:10$, 继续步骤 2 到步骤 7

步骤 2: 从训练集中随机抓取和正例样本组大小相同的负例样本组;

步骤 3: 将每组图像 (f_i, m_i, c_i) 拆分为 (f_i, c_i) 和 (m_i, c_i) ;

步骤 4: 对所有的图像对 (f_i, c_i)

步骤 4.1: 使用 \mathbf{W}_f^{T-1} 和 b_f^{T-1} 作为初始值,优化模型(2),获得 \mathbf{W}_f^T 和 b_f^T ;

步骤 4.2: 对所有图像对,计算 $S_f(f, c) = f^T \mathbf{W}_f^T c + b_f^T$;

步骤 5: 对所有的图像对 (m_i, c_i)

步骤 5.1: 使用 \mathbf{W}_m^{T-1} 和 b_m^{T-1} 作为初始值,优化模型(2),获得 \mathbf{W}_m^T 和 b_m^T ;

步骤 5.2: 对所有图像对,计算 $S_m(m, c) = m^T \mathbf{W}_m^T c + b_m^T$;

步骤 6: 对所有的图像组,计算 $S(f, m, c) = \beta_1 S_f(f, c) + \beta_2 S_m(m, c) + b$;

步骤 7: 将 $S(f, m, c)$ 看作每组图像的特征,使用线性支持向量机训练获得 β_1, β_2 和 b ;

步骤 8: 输出 $\mathbf{W}_f^T, \mathbf{W}_m^T, b_f^T, b_m^T, \beta_1, \beta_2, \epsilon_1, \epsilon_2$ 和 b .

2 实验

为了分析提出方法的性能,我们在 TSKinFace 和 Family101 上和 k -近邻,支持向量机, SRC^[14] 进行了对比.

2.1 实验设置

(I) 特征表示

文献[13]表明, SIFT 特征能获得较好的性能,因此我们抽取 SIFT^[15] 特征表示每张人脸图像,每张人脸被划分为大小为 16×16 且相互之间的重叠像素为 8 的 7×7 块,每块抽取 128 维的 SIFT 特

征,因此,每张人脸被表示为 6 272 维的特征向量. 为了去除人脸上的噪声,我们使用了降维方法中经常被使用的 PCA,并在降维的过程中保持能量大于 99%.

(II) 参数的设置

对于本文方法中的参数 (λ, β, γ) , 我们使用 4 折交叉验证的方法来进行设置,我们在 $1 \times 10^a, a = -4; 1:3$ 范围之间寻找最优的参数.

2.2 实验结果

将本文方法与另三种方法进行比较,① k -近邻 (k -nearest-neighbors, KNN); ② RBF 核支持向量机 (support vector machine, SVM), 使用交叉验证的方法将这两种方法的参数调至最佳性能状态; ③ SRC, 对该方法中用于控制稀疏度的参数 λ_1 和 λ_2 , 我们在 $[0.1; 0.1; 0.5]$ 范围内通过交叉验证获得.

2.2.1 TSKinFace 数据库上的结果

为了评价算法在 TSKinFace 数据库^[13]上的亲子关系分类性能,根据文献[13]的协议,针对父母-子(FM-S)和父母-女(FM-D)分别进行分类,将数据库平均分为 5 个部分,每个部分包含的亲子家庭组数几乎相同. 最终的实验结果使用五折交叉验证方法. 对每折中的人脸图像,我们将所有已知的亲子家庭组看作是正例,负例由那些不具备亲子关系的孩子-父母人脸组构成. 实验中,每轮迭代时,每对父母的人脸图像随机地与一张不是他们孩子的图像进行配对构造负例,且在每轮中每张人脸图像在负例样本中仅出现一次.

表 1 和 2 比较了本文的方法与对比方法在 TSKinFace 数据库上的分类结果. 其中的 Rank 表示真实家庭的相似度在所有配对家庭相似度中的排名情况. 观察发现:本文提出的随机双线性分类器方法在两种关系子库的不同 Rank 下都能获得最好的性能,这说明通过不断抓取大量的负例样本学习模型可以有效抵消样本失衡问题,方法是有效的.

随着 Rank 的增大,所有比较方法的分类性能都能不断地得到提高,我们建议,在实际操作时可以使用这种方法初步得出候选家庭组,比如在公安嫌疑犯身份确认应用中,可以从公安人口库中初步筛选出候选家庭,这将在很大程度上降低人工工作量.

我们还发现,两种亲子关系的分类难易程度不同,其中 FM-D 关系相对较难. 在使用 SRC 方法时, FM-S 分类精度比 FM-D 关系的分类精度分别高 7.0%(Rank=1), 2.0%(Rank=5), 3.0%(Rank=

10), 3.6%(Rank=15) 和 3.1%(Rank=20). 当使用随机双线性分类器方法时, FM-S 分类精度比 FM-D 关系的分类精度分别高 2.7%(Rank=1), 1.9%(Rank=5), 1.5%(Rank=10), 1.2%(Rank=15) 和 0.4%(Rank=20). 产生这种现象的原因有可能是女儿在外观上和父母的相似性变化情况比儿子和父母的相似性变化情况复杂,这与早期的人类学研究成果^[16]声称的内容相吻合.

表 1 所有方法在 TSKinFace 库 FM-S 关系上的分类结果

Tab. 1 Correct classification rates(%) for different methods on the FM-S relation of the TSKinFace database

Rank	SVM	KNN	SRC	R_SBM
1	15.0 (0.4660)	15.8 (0.6674)	30.9 (0.8357)	31.8 (0.8910)
5	29.3 (1.4460)	40.2 (1.9883)	53.6 (1.3249)	58.5 (1.3861)
10	39.6 (1.8255)	56.7 (1.6503)	69.3 (1.2864)	73.7 (1.3153)
15	50.1 (1.7105)	65.3 (1.4948)	78.9 (1.1351)	80.7 (0.7251)
20	57.4 (1.8822)	71.3 (1.1421)	84.2 (0.5141)	86.9 (0.3519)

表 2 所有方法在 TSKinFace 库 FM-D 关系上的分类结果

Tab. 2 Correct classification rates(%) for different methods on the FM-D relation of the TSKinFace database

Rank	SVM	KNN	SRC	R_SBM
1	10.8 (0.2748)	11.0 (0.8788)	23.9 (0.6261)	29.1 (0.3182)
5	22.5 (1.0297)	32.1 (0.9048)	51.6 (1.1123)	56.6 (1.2934)
10	34.7 (1.0865)	46.2 (0.6524)	66.3 (0.6994)	72.2 (1.2366)
15	44.8 (1.0588)	59.2 (0.5596)	75.3 (0.3715)	79.5 (0.9970)
20	50.2 (0.7346)	66.5 (0.3954)	81.1 (0.6703)	86.5 (0.6404)

由于随机双线性分类器是循环迭代算法,我们可查看每次迭代循环下分类器的性能,图 1 表明本文算法在 Rank=1 时在不同的循环次数下的分类

性能. 从图 1 可以看出, 当迭代次数较少时, 分类精度较低, 这主要是因为模型见到的负例样本较少, 不足以学习到足够的分类判别信息, 但随着迭代次数的增加, 模型能获取到更多的分类判别信息, 分类性能不断提高并趋于稳定. FM-S 和 FM-D 关系分别第 5 和第 6 次时达到最高分类精度, 我们建议在实际使用中 $T=6$.

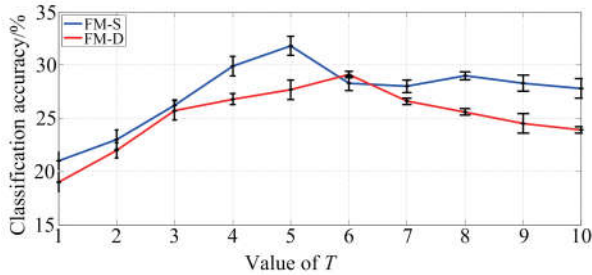


图 1 随机双线性分类器在 TSKinFace 数据库上的分类精度

Fig. 1 Correct classification rates(%) for random bilinear classifier on TSKinFace database

2. 2. 2 Family101 数据库上的结果

Family101 中含有 206 个核心家庭, 每个家庭有不同身份的主体对象及其图像. 我们认为, 对于那些血缘关系较远或没有血缘关系的主体, 在人脸上的相似性远没有父母和孩子人脸相似性强; 并且在实际应用领域, 如公安嫌疑犯搜索中, 往往我们只有父母的图像, 因此我们从 Family101 中抽取一些含有父、母、孩子主体身份的家庭图像, 且要求每个主体有 3 张图像, 最终, 我们共抽取 48 个家庭, 576 张图像. 我们限定, 在训练时所有方法都只能看到其中一个孩子, 另外一个孩子用于家庭分类的测试. 图 2 是我们从 Family101 中抽取的家庭图像示意. 第一行是父母的图像, 第二行是两个孩子的图像.



图 2 Family101 中抽取的家庭图像示意 (第一行是父母的图像, 第二行是两个孩子的图像)

Fig. 2 Illustration of the construction of a new test dataset using the face images from the Family101 database. (upper row: parents; lower row: two children)

表 3 比较了本文方法和对比方法在 Family101 子库上的分类结果. 观察发现, 本文提出的随机双线性

分类器方法在不同 Rank 下都能获得最好的性能, 再一次说明该方法的有效性.

表 3 所有方法在 Family101 子库上的分类结果
Tab. 3 Correct classification rates(%) for different methods on Family101 database

Rank	SVM	KNN	SRC	R_SBM
1	6.0	9.9	10.2	14.4(0.4382)
5	22.7	26.9	31.2	43.8(1.3762)
10	41.7	51.3	57.1	63.2(0.3194)
15	56.9	62.1	68.0	75.0(0.8192)
20	70.8	71.7	75.1	82.6(0.6783)

3 结论

本文提出基于随机双线性分类器进行亲属关系分类. 实验表明, 该方法能达到较好的分类性能. 亲属关系分类是计算机视觉领域中相对新兴的问题, 我们相信, 随着研究的推进, 将会不断促进对人类视觉系统工作原理的理解.

今后的工作包括挖掘和亲属关系分类相关的具有判别性信息的先验知识, 融合多种特征并通过获取特征之间的互补性判别信息来进一步提高模型的性能.

参考文献(References)

[1] WANG G, GALLAGHER A, LUO J, et al. Seeing people in social context: Recognizing people and social relationships[C]// Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision 2010. Heraklion, Crete, Greece: Springer, 2010: 169-182.

[2] SHAO M, XIA S, FU Y. Identity and kinship relations in group pictures [A]// Human-Centered Social Media Analytics. Springer, 2014: 175-190.

[3] ZHOU X Z, LU J W, HU J L, et al. Gabor-based gradient orientation pyramid for kinship verification under uncontrolled environments[C]// Proceedings of the 20th ACM International Conference on Multimedia. Nara, Japan: ACM press, 2012: 725-728.

[4] GUO G, WANG X. Kinship measurement on salient facial features [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2012, 61 (8): 2322-2325.

[5] FANG R, TANGK D, SNAVELY N, et al. Towards computational models of kinship verification. Image Processing[C]// Proceedings of the 17th International Conference on Image Processing. Hongkong, China:

- IEEE Press, 2010: 1577-1580.
- [6] GUO G, WANG X. Kinship measurement on salient facial features [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2012, 61 (8): 2322-2325.
- [7] YAN H, LU J, ZHOU X. Prototype-based discriminative feature learning for kinship verification [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 45 (11): 2535-2545.
- [8] YAN H, LU J, DENG W, et al. Discriminative multi-metric learning for kinship verification [J]. IEEE Transactions on Information forensics and security, 2014, 9 (7): 1169-1178.
- [9] HU J, LU J, YUAN J, et al. Large margin multi-metric learning for face and kinship verification in the wild [C] // Proceedings of the 12th Asian Conference on Computer Vision. Singapore: IEEE Press, 2014: 252-267.
- [10] XIA S, SHAO M, FUY. Kinship verification through transfer learning [C] // Proceedings of the 22nd International Joint Conference on Artificial Intelligence. Barcelona, Spain: AAAI Press, 2011: 2539-2544.
- [11] SHAO M, KIT D, FU Y. Generalized transfer subspace learning through low-rank constraint [J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 109 (1): 74-93.
- [12] LU J, ZHOU X, TAN Y P, et al. Neighborhood repulsed metric learning for kinship verification [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis on Machine Intelligence, 2014, 36 (2): 331-345.
- [13] 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.
- [14] FANG R, GALLAGHER A C, CHEN T, et al. Kinship classification by modeling facial feature heredity [C] // IEEE International Conference on Image Process. Melbourne, Australia, 2013: 2983-2987.
- [15] LOWE D. Distinctive image features from scale-invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [16] PLATEK S M, RAINES D M, GALLUP JR G G, et al. Reactions to children's faces: Males are more affected by resemblance than females are, and so are their brains [J]. Evolution and Human behavior, 2004, 25(6): 394-405.