



ELSEVIER

Contents lists available at ScienceDirect

Engineering

journal homepage: www.elsevier.com/locate/eng



Research
Cybersecurity—Article

照片分享服务中的人际关系印象管理

李凤华^{a,b}, 孙哲^{a,b}, 牛犇^{a,*}, 郭云川^a, 刘子文^{a,b}

^a State Key Laboratory of Information Security, Institute of Information Engineering, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100093, China

^b School of Cyber Security, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

ARTICLE INFO

Article history:

Received 8 December 2017

Revised 23 December 2017

Accepted 27 December 2017

Available online 14 February 2018

关键词

印象管理
关系隐私信息
照片分享
策略推荐
人际距离学

摘要

随着社交网络和移动设备的发展, 照片分享已成为一种非常流行的社交活动。由于人们在日常生活中希望展现一种积极的印象, 照片分享中的印象管理已变得越来越重要。然而, 大多数现有的隐私保护工作都存在两个问题: ①为了建立一个合适的印象, 用户必须自己决定是否将照片分享给其他用户; ②用户在分享合影照片时, 隐含在合影中的人际关系信息也存在泄露风险, 如通过人脸的相对位置可以推断用户的情侣关系或者性倾向。本文提出了一种人际关系印象管理方案 (SRIM), 通过为用户自动推荐照片分享策略保护用户的关系隐私信息。具体来说, 本文设计了一种轻量级的人脸距离测量方法, 利用照片的元数据和人脸检测结果计算用户在合影中的实际距离, 再通过关系印象评估算法对合影中的人际关系进行评估和管理。基于该方案, 本文实现了一个原型系统, 并邀请了 21 位志愿者对系统的功能进行了验证, 评估结果验证了该方案的有效性和效率。

© 2018 THE AUTHORS. Published by Elsevier LTD on behalf of Chinese Academy of Engineering and Higher Education Press Limited Company This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

1. 引言

在线社交网络 (online social network, OSN) 和移动设备的快速发展加速了在线照片分享平台 (photo-sharing platforms, PSP) 的普及。借助智能手机的拍摄功能, 用户可以随时随地拍摄照片, 并将照片通过微信、Facebook 或者 Flickr 等在线 PSP 与朋友们分享。用户也可以随时查看朋友或陌生人发布的照片, 并对其发表评论。

但是, 分享的照片可能包含大量的敏感信息, 攻击者可以利用敏感信息推断用户的隐私。一般来说, 一张分享照片通常包含 3 种信息 [1]: 内容信息 (可以用来推

断“谁/Who”“什么/What”等)、属性信息 (比如“何时/When”“何处/Where”等元数据) 和关系信息 (暗示用户之间的关系, 特别是在合影中的人际关系)。例如, 考虑一个典型的场景, 场景中 Alice 爱上了 Bob。Alice 很兴奋, 并且希望除了她的父母之外的每个人都了解她的感受。但是, 考虑到照片内容信息的不可分割性以及关联信息的隐蔽性, 当 Alice 和她的朋友与他人分享照片时, 可能会暴露出不愿意透露的信息。从该角度考虑, Alice 在发布与 Bob (甚至包括其他人) 的合影到 PSP 之前应该仔细考虑分享范围。否则, 有关 Alice 的内容、属性和关系信息可能会泄漏给不想透露的用户。在心理学中, 人们改善或维持他人印象的行为被称为“印象管

* Corresponding author.

E-mail address: niuben@ie.ac.cn (B. Niu).

理”；在该场景中，Alice正在通过故意不向她父母透露她与Bob的关系的方式进行印象管理。印象管理旨在避免印象不必要的巨大变化，并且它会受到照片隐私泄露事件的影响。

许多研究都揭示了印象管理的重要性，并总结了实现印象管理的两个主要步骤：图像识别和策略推荐。现有研究工作大多聚焦在每个单独步骤上，如图像识别方法[2-4]和策略推荐方法[1,5,6]。然而，现有工作大多需要用户深度参与，并没有从用户友好的角度提供实用系统。Besmer等[7]在研究中发现，在照片分享策略过程中，由“身份和印象管理”问题引起的担忧要大于对自身隐私泄露的担忧，为此他们设计了一个带标签的照片管理方案，用以改善用户给他人的印象。Klemperer等[8]也利用照片标签来控制照片分享中的用户访问，并允许用户使用关键字和标题直观地创建和维护照片分享策略。但是，在现有方案中，用户必须人工决定是否分享照片。另外，Hoyle等[9]采集了来自“lifeloggers”（可穿戴相机，如Google眼睛）的14 477张图片，并对用户不分享照片的原因进行了调研；“印象管理”被认为是三种最重要的原因之一。然而现有印象管理工作大多关注照片的内容和属性信息，不能综合地考虑内容、属性和关系信息，尤其是缺乏对照片所隐含的人际关系信息的考虑。

本文中设计了一种人际关系印象管理(SRIM)方案，用以维持并提升用户在照片分享中的关系印象。SRIM方案不仅可以防止隐私的人际关系泄露，还可以自动推荐合适的照片分享策略。基于照片元数据和人脸检测结果，本文设计了一种轻量级的人脸距离测量方法，并将测量出的距离转换为人际关系类别。此外，本文还提出了一种关系印象评估算法来评估和管理关系印象。本文的主要贡献如下：

(1) 提出了一种轻量级的人脸距离测量方法，用以量化出现在合影中每对用户之间的距离，利用人际距离学理论，将测量出的人脸距离转化为关系强度；

(2) 在识别影响用户印象因素的基础上，设计了一种人际关系评估算法来实现对用户人际关系印象的衡量和管理，影响用户印象的因素包括照片中用户脸部区域的距离和朋友间的信任系数；

(3) 为了验证SRIM方案的效果，本文开发了SRIM原型系统，实验结果表明，SRIM方案可以高效地实现关系印象管理的目标，保护关系隐私信息并提高关系印象。

本文其余部分安排如下：第2节介绍了相关工作；第3节介绍了印象管理方案的一些预备知识；在第4节中提出了人脸距离测量和关系印象评估算法；第5节提供了一些SRIM原型系统的评估结果；第6节总结。

2. 相关工作

随着大量照片在PSP上传播，合影中所隐含的敏感信息的泄露风险也越来越大。本节回顾了现有工作中关系印象管理相关的两个主要步骤：人际关系测量[10-14](衡量照片中用户之间的关系)和策略推荐[15-21](推荐合适的策略以保护用户的敏感信息)。

2.1. 人际关系测量

现有的方案大多试图通过两种方式解决关系测量问题。第一种是基于姿势检测的关系测量方法。Yang等[10]提出了一种基于姿势的人际关系估计方法，通过提取静态图像中各个组成部分的模型特征，发现提取的特征在共现和空间关系上呈现出树形结构，由此可以有效地获取图像中的接触关系类型。在此基础上，Yang等[11]进一步提出利用图像处理来建立一个社会关系分类模型，该模型通过使用姿势、图形结构和“触摸代码”等特征建立，通过定义的6个触摸代码对用户的距离进行分类，触摸代码包括“手—手”“肩膀—肩膀”“手—肩膀”“手—肘”“肘—肩”和“手—躯干”。第二种是基于人际距离的关系测量方法。Fathi等[12]提出了一种社交照片中互动类型的检测方法。通过估计并计算照片中每位用户的视线方向，在结合时间信息的基础上，利用用户的角色和位置来识别社交互动的类型。Chakraborty等[13]提出了一种基于人脸距离的关系评估方法，该方法尝试将二维(2D)图像中的人/人脸位置映射到三维(3D)空间中的用户位置，在结合空间和结构特征的基础上，使用支持向量机(SVM)分类器对用户之间的距离进行预测，其准确率达到76.4%。不同于现有工作，本文结合照相机的成像原理，设计了一种轻量级的人脸距离测量方法来减少评估人际关系的计算量。

2.2. 策略推荐

Squicciarini等[19]设计了一个推荐系统来帮助用户制定分享策略。该系统使用视觉内容和元数据对照片进行分类，然后根据历史记录为每类照片推荐策略。Kairam等[20]设计了一种照片分享策略推荐系统。该系

统首次将美学因素纳入考虑，并结合分享行为和内容特征等因素，从而满足用户在分享过程中的多样性需求。Ni等[21]在Twitter和Instagram上对用户的照片分享策略进行了大规模的调研。研究表明，分享策略的变化受到全球性事件和节日的影响，并根据该变化趋势设计了一个照片分享策略推荐系统，辅助用户自动设定访问控制策略。但是，上述推荐系统大多聚焦在照片内容和属性信息上，忽略了照片合影中隐含的人际关系信息。本文通过整合人际关系度量和印象管理两个领域的知识，为该问题提供了解决方案。

3. 预备知识

本节介绍了一些基本概念，并论述了SRIM方案的研究动机。

3.1. 基本概念

本节介绍两个照片分享中涉及的心理学术概念：印象管理和人际距离学。

印象管理由加拿大社会学家欧文·高夫曼于1959年首次提出[22]，它被定义为“人们尝试去影响其他人关于人和事物认知的有意或潜意识过程”。人们通过调节和控制社会交际中的信息来实现印象管理。本文聚焦于提供一种合影照片的自动或半自动策略推荐方案，帮助用户管理自己在社交网络中展示的关系印象。由于合影中描述的关系信息在某种程度上反应了用户真实世界中的人际关系，因此上述推断信息可以被用作印象管理。

人际距离学主要研究行为举止、沟通交流、社会交际对人口密度的影响。爱德华·霍尔将其定义为“人类利用空间作为文化的专门阐述，及其相关的观察结果和理论”[23]。如表1所示，本文利用人际距离学中的个人距离阈值来识别人际关系种类。

3.2. 研究动机

本文的研究动机主要源于日常生活中的两个观察。

观察1：每个人在社交网络中总是扮演着不同的角色，并且不同角色的扮演在不同的社会活动中具有重要的价值。例如，即使孩子和父母没有共同的兴趣，他们的关系仍可归类为“伙伴”。然而，当孩子与拥有共同兴趣的朋友在一起，他们的交流则可以被看作是传统意义上的人际关系。一般来说，人们通常在不同的社交圈中有不同印象管理偏好。即使你最好的朋友也不会了解你所有的事情，因此亲密度并不足以作为展示印象的衡量标准。

观察2：社会关系是社会活动的重要组成部分。一般认为，用户总是在不断强化他们人际关系的正面印象，并且避免负面印象的产生。

Hoyle等[9]收集了14477张照片，并且获得了1015条详细的分享理由。据该项研究表明，印象管理是影响用户照片分享策略最重要的因素。在印象管理中，两位或者更多用户同时出现在照片中的现象非常常见，然而，目前Facebook、WeChat等PSP并不能提供成熟的印象管理方案。虽然很多关于印象管理的研究被提出[7,8,24,25]，但大多关注直接信息（如内容信息[7,24]或者属性信息[25]），急需提出一种面向人际关系信息的印象管理方案。

为解决以上问题，本文提出了一种关系印象管理方案(SRIM)。该方案旨在为用户提供管理自身关系印象的手段，并有效减少社交网络照片分享活动中的决策负担。该方案设计了一种策略推荐框架，包括人脸距离测量方法、人际距离学阈值和关系印象评估方法。首先，通过人脸检测和照片元数据计算照片拍摄时用户脸部之间的实际物理距离。基于人际距离学的理论，通过距离评估关系的亲密等级，所有分享的照片都会帮助接收者形成关于该用户人际关系的印象。如果印象产生了显著

表1 人际关系学中的个人距离

Interpersonal distance (phase)	Distance	Notes
Intimate close (I-C)	15 cm or less	Reserved for close friends, lovers, children, and close family members
Intimate far (I-F)	15–46 cm	
Personal close (P-C)	46–76 cm	Used for conversations with friends, chatting with associates, and discussions in a group
Personal far (P-F)	76–122 cm	
Social close (S-C)	122–213 cm	Reserved for strangers, newly formed groups, and new acquaintances
Social far (S-F)	213–366 cm	
Public close (Pu-C)	366–762 cm	Used for speeches, lectures, and theater
Public far (Pu-F)	762 cm or more	

的变化, 则表明用户的印象管理可能出现了偏差。在该情况下, 方案将向用户发出警告。相反, 如果照片满足用户较为平稳地提升与某个用户的关系印象时, 则会推荐用户将照片展示给该类接收者。

4. SRIM 方案

本节主要介绍了方案概要、人脸距离评估方法、关系印象评估算法和实现细节。其中, 人脸距离评估方法利用照片的元数据和人脸检测技术计算用户在合影中的实际距离; 关系印象评估算法实现了合影中的人际关系的评价和管理。

4.1. 方案概览

基于用户历史的分享行为, SRIM 可以为用户提供推荐和警告。例如, 该方法可以推荐一个合适的接受者群组, 或者预警不恰当的股份行为 (实现细节在 4.4 节)。如图 1 所示, 当一张新合影被上传时, SRIM 首先检测并识别合影中的人脸信息。人际距离学的阈值被用来区分用户之间的人际关系。如果一个分类结果从未出现在用户的历史分享记录中, SRIM 将提前过滤出该类用户, 并向用户提出预警。对于存在分享记录的用户, 该方案通过评估算法分析该用户的已有关系印象, 并将接收者分为推荐分享和不推荐分享的两类。在分享决定完成后, 新照片中的人际关系将被更新到历史记录中。

4.2. 人脸距离测量方法

研究者们提出了很多合影中人际关系的测量方法,

主要包括基于姿势的测量方法[11]和基于距离的测量方法[13]。基于姿势的测量方法利用用户的姿势和连接区域的位置对用户的人际关系进行定性分析。该方法难以对用户之间关系的变化进行量化分析, 所以也难以满足本方案检测出用户关系的非正常变化的需求。现有基于距离的方法大多利用机器学习和图像处理技术, 将会产生较大的计算消耗。此外, 该类方法的准确率还较大地依赖训练的数据集。与大多数现有方案相比, 本文提出的方案使用了一种轻量级的计算方法来测量合影中的人脸距离, 利用相机成像原理和人际距离学阈值来识别用户间的人际关系类别。该方法充分利用了相机的几项内部信息, 并实现了较高的准确率和较低的计算消耗。

为计算合影中用户彼此间的人脸距离, 该方法利用人脸检测技术, 提取了照片交换图像文件 (EXIF) 元数据中 35 mm 等效焦距信息。现代的数字相机大多已将相机的实际焦距转换为 35 mm 等效焦距, 即使用 35 mm 胶片代替实际使用的感光组件 (CCD) 时的焦距值。因此, 可以较为容易地将实际照片中两点距离转换为 35 mm 胶片 (36 mm 长、24 mm 宽) 上的比例。当新用户在网络中建立一个账号时, 他们需要上传几张他们脸部区域的照片作为样本。由于 SRIM 方案是基于人脸宽度作为计算人脸距离的基准, 系统鼓励用户提供他们的人脸宽度。如果用户不愿意提供人脸宽度, 本文将使用一个默认值 (15 cm, 在 5.1 小节中, 本文将讨论该默认值仍然可以计算出可接受准确率的距离)。

图 2 是一个简化的相机成像系统, 其中参数 w_1 和 w_2 是用户 1 和用户 2 脸部的实际宽度, 参数 l_1 和 l_4 是用户 1 和用户 2 脸部区域在照片中的宽度。参数 l_2 是用户 1 与用户

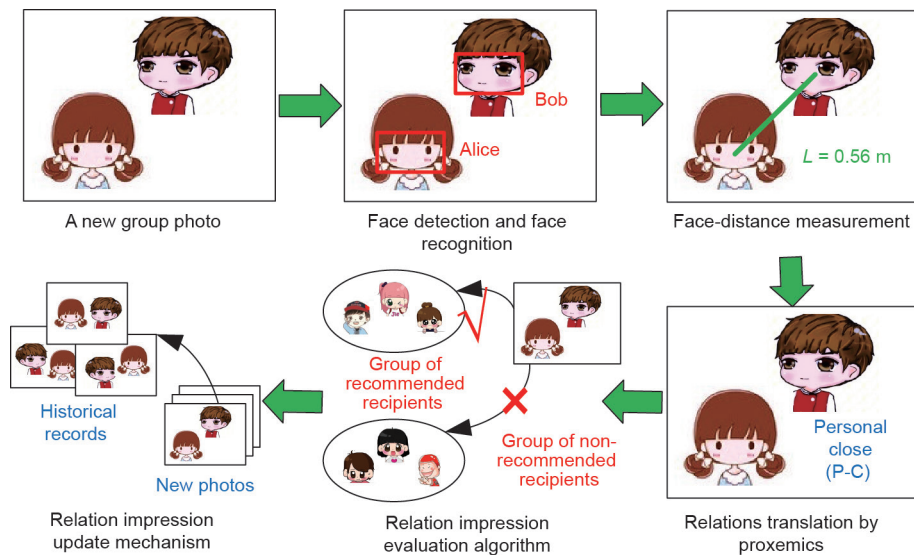


图 1. SRIM 方案流程图。L 是两个用户人脸间的距离。

2在相片中距离, 参数 l_3 表示离镜头较远的用户2与相机镜头轴线之间的距离。参数 f 是相机的焦距。根据以上信息, 可以获得用户1与用户2到相机的距离, 分别是 $d_1 = fw_1/l_1$ 和 $d_2 = fw_2/l_4$ 。因此两个用户脸部区域之间的距离 L 可以表示为

$$L = \sqrt{(d_2 - d_1)^2 + (h_1 + h_2 + h_3 + h_4)^2} \quad (1)$$

式中, h_2 是用户1和用户2'脸部区域之间的距离, 用户2'是用户2在拍摄距离 d_1 平面上的投影, 因此该人脸距离可以表示为 $h_2 = l_2 d_1 / f$; 拍摄投影与用户2的垂直位置坐标之间的距离 h_3 可以表示为 $h_3 = l_3 (d_2 - d_1) / f$; 此外 h_1 和 h_4 分别是用户1和用户2人脸宽度的一半, 可以分别描述为 $h_1 = w_1 / 2$ 和 $h_4 = w_2 / 2$ 。因此, 式(1)可以表示为

$$L = \sqrt{\left(\frac{w_1}{l_1} - \frac{w_2}{l_4}\right)^2 \cdot f^2 + \left[\frac{w_1 + w_2}{2} + \frac{(l_2 - l_3)w_1}{l_1} + \frac{l_3 w_2}{l_4}\right]^2} \quad (2)$$

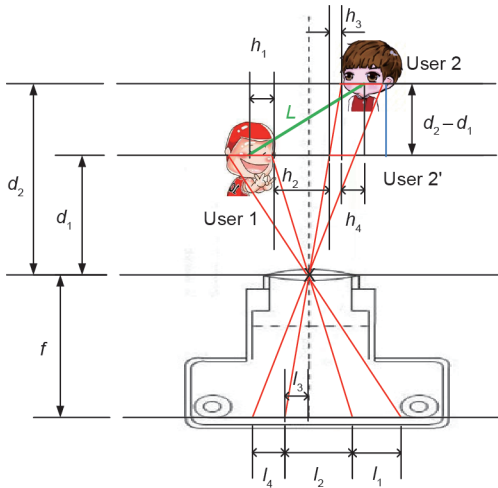


图2. 人脸距离测量方法。

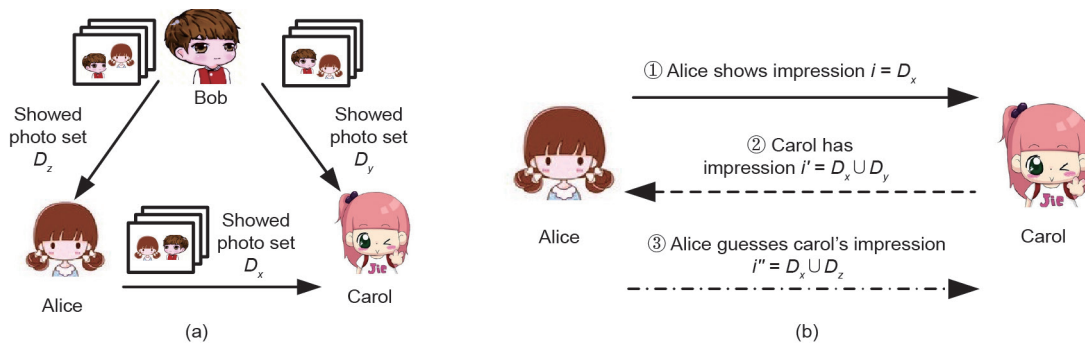


图3. 关系印象评估模型。(a) 分享照片集; (b) 猜测模型。

4.3. 关系印象评估算法

本节首先介绍真实生活中关于印象形成的两个现象。第一个现象是印象的形成往往不是仅通过一个用户提供的信息, 与此相反, 该方案中的评估算法不仅考虑照片所有者分享的照片, 还考虑利益相关者(如合影中照片所有者以外的用户)分享的照片。第二个现象是印象是随着时间的积累不断加深的, 而不是仅仅少量照片就可以形成的。直观地来说, 合影中的关系印象越是充分和稳定, 接收者就更容易发现出该类印象的改变。

回到Alice和Bob的故事, Carol是一位老师, Alice希望留下一个符合她的人际关系印象。如图3(a)所示, Alice和Bob在社交网络中分享了不同的照片集。其中, Alice发给Carol的照片集表示为 D_x , Bob发给Carol的照片集表示为 D_y , Bob发给Alice的照片集表示为 D_z 。图3(b)描述了Alice如何评估Carol心目中她与Bob的关系印象。

(1) Alice希望向Carol传达的关系印象, 可以通过Alice上传的照片集 D_x 形成。

(2) Carol对Alice和Bob之间关系印象可以表示为 i' , 是通过Alice上传的照片集 D_x 和Bob展示的照片集 D_y 共同作用形成的。

(3) 然而, Alice并不知晓Bob展示给Carol照片集 D_y , 仅可通过Bob展示给Alice的照片集 D_z 进行推断。

抽象来说, SRIM模型包含了3种角色: 所有者(印象的传达者, 如Alice)、利益相关者(出现在照片中的用户, 如Bob)和接收者(印象的接收者, 如Carol), 分别定义为 o 、 s 和 r 。同时定义如下3种印象关系。

定义1(所有者展示的印象): $f_o = \{1, 2, \dots, m\}$ 表示用户 o 在分享照片中的朋友集合。PSP中的接收者对用户 o 的朋友关系有一个印象集, 可以描述为 $I_o = \{i_{o,1}, i_{o,2},$

..., $i_{o,m}$ 。该印象集可以通过历史的分享记录获得。为量化人际关系, 可利用历史记录中的人脸距离来初始化用户的关系印象, 初始化的印象集合可描述为 $I_o^{\text{init}} = \{D_{o,1}, D_{o,2}, \dots, D_{o,m}\}$ 。参数 $D_{o,1} = \{P_{\text{relation}_j} | j \in \{1, 2, \dots, 8\}\}$ 表示历史记录中的人脸距离分布, 其中, P_{relation_j} 分别代表人际距离学中的8种关系类型的概率。所有的人脸距离被分类为8种人际关系, 其中每个人际关系的概率可以通过 $P_{\text{relation}_j} = m_j/n$ 计算获得, $j = 1, 2, \dots, 8$ 。参数 m_j 代表人际关系 j 的照片数量, 参数 n 代表历史记录中所有照片的数量。

然而, 照片所有者并不是唯一提供影响接收者印象形成信息的用户, 如果其他照片中利益相关者和接收者也是朋友关系, 他们也可能向接收者展示与照片所有者的合影。

定义2 (接收者的印象): 接收者真实的印象可以描述为 $I'_o = \{i'_{o,1}, i'_{o,2}, \dots, i'_{o,m}\} = \{D'_{o,1}, D'_{o,2}, \dots, D'_{o,m}\}$ 。

因为照片所有者无法知道利益相关者分享给接收者的信息, 所有照片所有者仅能根据他/她可以访问的信息范围来推测利益相关者分享的信息, 从而在有限信息下优化自己的策略设置。

定义3 (照片所有者推测的印象): 照片所有者可以推测接收者的关系印象, 该印象集可以定义为 $I''_o = \{i''_{o,1}, i''_{o,2}, \dots, i''_{o,m}\} = \{D''_{o,1}, D''_{o,2}, \dots, D''_{o,m}\}$ 。

为了评估照片所有者向接收者传达的关系印象变化, 关系印象评估算法的步骤如下: 当一张新的照片被上传, 该算法将提取该照片可能影响的所有接收者。照片所有者 o 和利益相关者 s 之间的人脸距离描述为 $L_{o,s}$, 当接收者 r 从照片所有者 o 收到一张新照片 $\mu = \langle o, r, \langle o, s, L_{o,s} \rangle \rangle$, 照片所有者 o 可以评估他/她推测接收者的新印象 $i''_{o,s}$, 该印象可以通过以下公式计算

$$i''_{o,s} = t'_{o,s} \cdot D''_{o,s}^{\text{new}} + (1 - t'_{o,s}) \cdot i''_{o,s}^{\text{exist}} \quad (3)$$

式中, $i''_{o,s}^{\text{exist}}$ 表示现有的印象; $D''_{o,s}^{\text{new}}$ 表示新的分享照片集 (加入一张新照片, 并删除最久的一张) 的关系分布; $t'_{o,s}$ 代表照片所有者 o 和接收者 r 之间的信任系数。明显的, 接收者的印象集 I' 越接近照片所有者展示的印象集 I , 接收者 r 对照片所有者 o 展示印象集的信任度越高。然而, 照片所有者 o 无法获得接收者的印象集 I' , 所以他/她只能利用自己推测的印象集 I'' 来计算近似的 $t'_{o,s}$ 。因此, $t'_{o,s}$ 可以通过 Hellinger 距离计算, 具体公式如下:

$$t'_{o,s} = 1 - \frac{1}{2} \sqrt{\sum_{j=1}^8 \left[\sqrt{i''_{o,s}(P_{\text{relation}_j})} - \sqrt{i_{o,s}(P_{\text{relation}_j})} \right]^2} \quad (4)$$

为了简化模型的复杂性, 该方法在公式中没有考虑 PSP 的转发功能。当评估算法完成, 新旧两个印象集的区别 change 可以通过以下公式获得

$$\text{Change} = 1 - \frac{1}{2} \sqrt{\sum_{j=1}^8 \left[\sqrt{i''_{o,s}(P_{\text{relation}_j})} - \sqrt{i_{o,s}^{\text{exist}}(P_{\text{relation}_j})} \right]^2} \quad (5)$$

$$\text{Result}_{o,s} = \begin{cases} \text{Recommend, 当 change} < \text{threshold} \\ \text{Do not recommend, 其他情况} \end{cases} \quad (6)$$

本文通过使用一个阈值 threshold 来调整推荐用户的范围, 对于敏感的接收者可以选择一个较低的阈值, 而针对普通的接收者则可以选择较高的阈值。

多关系照片: 通常情况下, 照片中的参与者数量会影响该照片关系印象的表达。当合影中出现的参与者越多, 接收者感受到的印象强度越弱。例如, 假设有两张不同的合影 A 和 B, 合影 A 中仅仅有两个参与者而合影 B 中有 20 个参与者, 即使其中有一对用户之间的人脸距离是一样的, 两个参与者的合影 A 比 20 个参与者的合影 B 更容易给接收者留下深刻的印象。

假设接收者对每张合影投入大致相同的注意力, 则多关系照片 (至少包含 3 位参与者) 中的一个人际关系仅能获得接收者的部分注意力。每个关系获得注意力的比例占完整照片的 $2/[n_u(n_u - 1)]$, 其中, n_u 表示合影中用户的数量。

但是, 接收者实际上并不会向合影中的每个关系分配相同的注意力, 照片中离镜头更近的用户容易获得更多的关注。如图 4 所示, 可以利用每个用户与相机的距离, 为每对用户之间关系印象的强度加上权重。因此, 用户 a 与用户 b 的关系印象权重可以表示为

$$\text{Weight}_{a,b} = \frac{2}{p} - \frac{d_a + d_b}{2 \sum_{j=1}^p d_j} \quad (7)$$

式中, p 代表照片中的人际关系个数。

多关系照片中每个人际关系类型的概率可以描述为

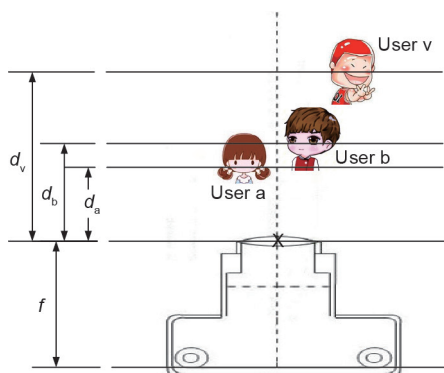


图4. 多关系人脸距离测量。

$$P_{\text{relation}_j} = \frac{\sum_{k=1}^{m_j} \text{relation}_{j,k} \cdot \text{weight}_k}{\sum_{t=1}^n \text{relation}_t \cdot \text{weight}_t}, \quad j = 1, 2, \dots, 8 \quad (8)$$

式中, m_j 表示指定人际关系 relation_j 的数量; n 表示记录中所有的人际关系数量。

随着照片中参与用户数量的增长, 计算的复杂性越来越高。照片中的人际关系数量呈 n_u 阶乘量级增长, 其中 n_u 代表合影中的用户个数。幸运的是, 人们也只能记忆有限数量的事物。举个例子, 聚会和毕业典礼上的照片, 接收者仅能记住某人是否是该集体的成员。因此, 本算法为照片中的用户设计了一个阈值, 如果照片中出现了7个或7个以上的用户, SRIM方案将该照片视为一个大合影, 并执行默认策略(本文中忽略策略)。

4.4. 实现细节

本文开发了SRIM方案的原型系统, 主要包括以下四个具体的技术细节(该原型系统需要依赖于MySQL数据库服务器, 用于存储历史分享记录和关系印象信息)。

(1) 人脸检测和识别: SRIM中的功能通过在线应用程序编程接口(API)服务Face ++实现。[†] Face ++的人脸检测功能可以定位人脸位置, 并为人脸距离测量组件记录精确的像素坐标。人脸识别功能可以识别合影中的用户, 并完成合影中用户与PSP用户之间的关联。此外, 在参考文献[26]中, 作者指出Face ++方法的识别率可达91.4%。

(2) 人脸距离测量: 本文提出的测量方法和现有工作[13]之间最大的区别在于计算消耗和准确性。虽然在参考文献[13]中, 作者能够在较少约束条件下测量

人脸距离, 但是他们的方法计算成本高, 准确率较低(76.4%)。因此该方法由于准确率较低的限制, 难以应用在人际关系评估等应用中。此外, 该方法还存在计算成本较高的问题, 也很难应用于功耗敏感的移动设备。与此相反, 在本方案提出的人脸距离测量组件中, 提取了照片EXIF元数据中的35 mm等效焦距数据。该项数据已被广泛应用在数码相机包括单反相机(SLR)和移动拍摄设备。在此基础上, 利用摄像机基本结构和工作原理的知识, 使用式(2)计算人脸距离, 可以有效解决以上两个问题。

(3) 更新机制: 为了计算印象随时间的变化, 本文设计了一个滑动窗口来选择最近的合影(包含两个或更多用户)。在本文中, 使用最近的50张照片作为滑动窗口的大小。该窗口的大小可以被其他数量的照片或指定时间段的照片替代。当可用的历史记录数少于设定的要求时, 可以使用现有照片进行缺省计算(公式是使用关系分布来评估印象的)。为了模拟人脑的遗忘机制, 当新的合影照片被确认用于分享时, 更新机制将最早的照片从滑动窗口中推出, 并加入新的照片。通过调整滑动窗口的参数, 用户可以获得他们的关系印象随着时间推移的变化趋势; 关系印象的变化趋势可以用来指导用户管理并提升自己的关系印象。

(4) 阈值调整: 在将所有接收者分成两组(推荐群组和不推荐群组)后, 原型系统生成了用于推荐分享策略的建议。用户通过回答“满意”或“不满意”的方式向SRIM提供反馈。当用户的回答为“满意”时, 表示当时的阈值设置正确。当分类为“不满意”时, 系统可以单独调整特定收件人的阈值。当用户将接收者从推荐群组移动到不推荐群组时, SRIM将降低推荐阈值(注: 阈值越低, 接收者对关系印象的变化越敏感); 反之, 将提高推荐阈值。

5. 效果评估

本方案在一个模拟的PSP上进行评估, 该平台利用了斯坦福SNAP的Facebook数据集[‡], 包括4039个节点和88234条边。实验邀请了21位志愿者扮演数据集中随机选择的节点, 从而构建了一个较小但真实的数据集。由于用户的个人照片难以收集, 现有的方案中有很多利用该量级的数据集进行评估[1,27]。实验从21位志愿者和

[†] <http://www.faceplusplus.com>

[‡] <http://snap.stanford.edu/data>

他们朋友的手机中收集了1000张合影，并且保证收集的照片分布在一个较长时间段内。

5.1. 人脸距离测量方法效果评估

因为合影用户间连线与相机轴线之间的夹角会影响照片中物理距离的视觉效果。为了更好地评估人脸距离测量方法，实验从不同的拍摄角度（30°、60°、90°、120°和150°）对3种距离（0.70 m、1.00 m和1.20 m）的合影用户进行测试。如图5所示，从合影用户连线的正面和侧面拍摄在视觉效果上具有明显的差别。

为了验证人脸距离测量方法在默认人脸宽度依然有效，实验中所有的测算基准都使用14 cm作为默认值。如表2所示，测算得到的人脸距离在不同的拍摄角度中没有明显的差异，并且大多数误差都在5 ~ 10 cm。其中一个产生误差的原因是被拍摄者在旋转脸部区域的时候造成的身体移动，而且该类误差的范围在人际距离学判定人际关系时是可以接受的。此外，可以使用真实的人脸宽度替换默认值来提高测量结果的准确率。

5.2. SRIM 方案评估

实验数据是通过以下步骤进行收集：邀请志愿者们参与调查问卷，询问是否意识到合影中存在关系信息泄露的风险。在33位受访用户中，有24位回答了“是”。

该现象表明受访用户中有大部分认为与他人合影中的确存在人际关系信息泄露的风险。其中有3位受访用户直接表示用户在合影中的距离就可以推测他们的人际关系强度。在调查问卷之后，33位受访用户中有21位志愿者愿意为实验提供照片样本，并参与到整个评估过程中来。采集的样本被要求是志愿者们在一个较长的时间段中拍摄，并按时间顺序排序。

为验证SRIM方案的有效性和实用性，志愿者们被请求扮演模拟PSP中的各种角色，照片所有者、利益相关者和接收者。在此基础上，所有的志愿者被分为13个三人组体验SRIM原型系统（其中有部分志愿者选择扮演超过1个角色）。在实验初始，实验人员将整个流程的细节向志愿者们进行了详细的解释：

步骤 1：照片所有者和利益相关者分别从他们的合影集中选出50张，并展示给接收者，表达他们期望构建的关系印象。

步骤 2：利益相关者同样选择50张合影展示给照片所有者，利益相关者两次展示的合影集合可以不同。

步骤 3：接收者在浏览照片所有者和利益相关者展示的合影后，选择10张测试照片作为接收者的印象集*i'*，包括5张符合他对两人关系印象的照片和5张不符合的。

步骤 4：利用SRIM原型系统计算测试照片是否符合已有印象，并记录所产生的时间消耗。通过SRIM原



图5. 不同拍摄角度的视觉效果。(a)正面；(b)侧面。

表2 人脸距离测量方法测试结果（单位：m）

True distance	30°		60°		90°		120°		150°	
	Distance	Deviation	Distance	Deviation	Distance	Deviation	Distance	Deviation	Distance	Deviation
1.00	0.95	0.05	0.93	0.07	0.96	0.04	0.91	0.09	0.97	0.03
0.70	0.66	0.04	0.59	0.11	0.66	0.04	0.75	-0.05	0.78	-0.08
1.20	1.12	0.08	1.18	0.02	1.29	-0.09	1.10	0.10	1.06	0.14

型系统计算获得的推荐结果作为照片所有者推测的印象集 I'' 。

步骤 5：通过比较两个印象集 i'' 和 i' 从而评估SRIM方案推荐的准确率。

5.2.1. 时间消耗

相较于传统的社交网络，SRIM方案新增了两个新的模块，人脸距离测量和关系印象评估。实验分别记录了130张测试样本（步骤3中每组10张，共13组）在两个模块上的时间消耗（硬件环境：ThinkPad T430U, Intel Core i7-3517U, RAM 16G）。如图6所示，人脸距离测量模块处理每张测试照片平均花费0.0194 ms，关系印象评估模块处理每张照片平均花费0.0144 ms。根据文献[28]的调研，在不考虑额外的传输时间消耗的情况下，Facebook的人脸识别模块处理每张图片平均需要花费330 ms。因此，与传统的社交网络相比，SRIM方案中新增的两个模块的时间消耗是可以忽略的。为了方便阅读，本文将图6中人脸距离测量模块的时间消耗进行排序，其中大多数测试照片的执行时间不超过0.03 ms。图6中关系印象评估模块存在一些峰值，通过调查原始照片，发现产生峰值是由于处理多关系照片产

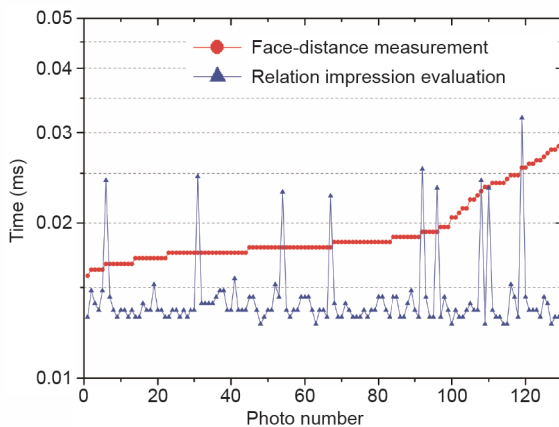


图6. 照片处理执行时间。

表3 SRIM方案的检测率

Item types			Count	Proportion in the testing photos	
Total training photos			1000	—	
Total testing photos			130	—	
Exactly matched photos			108	83.08%	
Mismatched photos	Error	False positive	13	10.00%	
		False negative	9	6.92%	
		Mismatching reason	Huge differences from stakeholders	14	10.77%
			Poses and emotions	6	4.62%
			Other	2	1.54%

生的。幸运的是，即使在需要计算多个关系强度的情况下，SRIM的时间消耗与传统社交网络相比依然是可忽略的。

5.2.2. 检测准确率

表3展示了SRIM系统推荐结果的准确率和错误推荐的产生原因。在整个130张测试照片中，SRIM方案的总体准确率为83.08%。有22张照片没有被分配到正确的推荐集合，其中，误检率占有所有错误样本的59.09%，该类情况是因为照片所有者选择了实际情况更严格的推荐阈值产生的。从产生错误的原因来分析，最常见的错误原因（占有所有错误样本的63.64%）是利益相关者展示给接收者的照片集与照片所有者展示的差距较大。但在该条件下，照片所有者已经在有限的背景知识下做出了最符合自己利益的选择，可以通过收集社交网络中其他用户上传的合影来减小印象集差距带来的错误。另一种常见的误差原因是由于照片中姿势和表情对接收者的判断产生了影响。

5.2.3. 用户直接评估

在实验中，一些志愿者改变了他们最初的选择，拒绝将一些他们原先愿意展示的照片进行展示。该现象表明：相较于用户意识到的人际关系隐私保护强度，在实际分享过程中可能需要更严格的隐私保护策略。因此，类似SRIM系统可以准确预测关系印象变化的管理工具，在现实环境中具有很大的潜在应用需求。很多志愿者在实验结束后都对SRIM系统表示了浓厚兴趣，并希望它能在未来的PSP中应用。

6. 总结

本文提出了一种人际关系印象管理方案SRIM，通过半自动地推荐合影分享策略，帮助用户管理他们在照

片分享活动的人际关系印象。SRIM方案首先设计了一种轻量级人脸距离测量方法，利用照片元数据和人脸检测结果，有效计算合影中用户之间的距离。在此基础上，使用人际距离学阈值将用户间距离转换为人际关系。方案设计了一种新的关系印象评估算法，将照片所有者和利益相关者的历史照片分享记录相结合，向用户推荐了一种照片分享方案，包括一组推荐分享照片的用户，和一组不推荐的用户。实验结果展示了SRIM方案的有效性和效率。在未来工作中，计划增加合影中用户的姿势和表情因素，从而提高关系印象评估的精度。

致谢

本文得到国家重点研发计划 (No. 2016YFB0800303)；国家自然科学基金面上基金资助项目 (No. 61672515)；国家自然科学基金-广东联合基金资助项目 (No. U1401251) 的资助。

Compliance with ethics guidelines

Fenghua Li, Zhe Sun, Ben Niu, Yunchuan Guo, and Ziwen Liu declare that they have no conflict of interest or financial conflicts to disclose.

Reference

- [1] Hu H, Ahn GJ, Jorgensen J. Multipart access control for online social networks: Model and mechanisms. *IEEE Trans Knowl Data Eng* 2013;25(7):1614–27.
- [2] Zerr S, Siersdorfer S, Hare J, Demidova E. Privacy-aware image classification and search. In: *Proceedings of the 35th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*; 2012 Aug 12–16; Portland, OR, USA; 2012. p. 35–44.
- [3] Tran L, Kong D, Jin H, Liu J. Privacy-CNH: A framework to detect photo privacy with convolutional neural network using hierarchical features. In: *Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence*; 2016 Feb 12–17; Phoenix, AZ, USA; 2016. p. 1317–23.
- [4] Tonge AK, Caragea C. Image privacy prediction using deep features. In: *Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence*; 2016 Feb 12–17; Phoenix, AZ, USA; 2016. p. 4266–7.
- [5] Xu K, Guo Y, Guo L, Fang Y, Li X. My privacy my decision: Control of photo sharing on online social networks. *IEEE Trans Depend Secure Comput* 2015;14(2):199–210.
- [6] Ilija P, Polakis I, Athanasopoulos E, Maggi F, Ioannidis S. Face/off: Preventing privacy leakage from photos in social networks. In: *Proceedings of the 22nd ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security*; 2015 Oct 12–16; Denver, CO, USA; 2015. p. 35–44.
- [7] Besmer A, Lipford HR. Moving beyond untagging: photo privacy in a tagged world. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*; 2010 Apr 10–15; Atlanta, GA, USA; 2010. p. 1563–72.
- [8] Klemperer P, Liang Y, Mazurek M, Sleeper M, Ur B, Bauer L, et al. Tag, you can see it! Using tags for access control in photo sharing. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*; 2012 May 5–10; Austin, TX, USA; 2012. p. 377–86.
- [9] Hoyle R, Templeman R, Anthony D, Crandall D, Kapadia A. Sensitive lifelogs: A privacy analysis of photos from wearable cameras. In: *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*; 2015 Apr 18–23; Seoul, Korea; 2015. p. 1645–8.
- [10] Yang Y, Ramanan D. Articulated pose estimation using flexible mixtures of parts. In: *Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*; 2011 Jun 20–25; Colorado Springs, CO, USA; 2011. p. 1385–92.
- [11] Yang Y, Baker S, Kannan A, Ramanan D. Recognizing proxemics in personal photos. In: *Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*; 2012 Jun 16–21; Providence, RI, USA; 2012. p. 3522–9.
- [12] Fathi A, Hodgins JK, Rehg JM. Social interactions: A first-person perspective. In: *Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*; 2012 Jun 16–21; Providence, RI, USA; 2012. p. 1226–33.
- [13] Chakraborty I, Cheng H, Javed O. 3D visual proxemics: Recognizing human interactions in 3D from a single image. In: *Proceedings of the 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*; 2013 Jun 23–28; Portland, OR, USA; 2013. p. 3406–13.
- [14] Liu B, Gould S, Koller D. Single image depth estimation from predicted semantic labels. In: *Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*; 2010 Jun 13–18; San Francisco, CA, USA; 2010.
- [15] Fesnin A, Gouet-Brunet V, Kominen S, Oria V, Sun J. Towards a privacy preserving personal photo album manager with semantic classification, indexing and querying capabilities. In: *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimedia*; 2011 Nov 28–Dec 1; Scottsdale, AZ, USA; 2011. p. 835–6.
- [16] Yang M, Yu Y, Bandara AK, Nuseibeh B. Adaptive sharing for online social networks: a trade-off between privacy risk and social benefit. In: *Proceedings of the 2014 IEEE 13th International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications*; 2014 Sep 24–26; Beijing, China; 2014. p. 45–52.
- [17] Pang J, Zhang Y. A new access control scheme for facebook-style social networks. *Comput Secur* 2015;54:44–59.
- [18] Palomar E, Gonzalez-Manzano L, Alcaide A, Galán Á. Implementing a privacy-enhanced attribute-based credential system for online social networks with co-ownership management. *IET Inf Secur* 2016;10(2):60–8.
- [19] Squicciarini AC, Lin D, Sundareswaran S, Wede J. Privacy policy inference of user-uploaded images on content sharing sites. *IEEE Trans Knowl Data Eng* 2015;27(1):193–206.
- [20] Kairam S, Kaye J, Guerra-Gomez JA, Shamma DA. Snap decisions? How users, content, and aesthetics interact to shape photo sharing behaviors. In: *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*; 2016 May 7–12; San Jose, CA, USA; 2016. p. 113–24.
- [21] Ni M, Zhang Y, Han W, Pang J. An empirical study on user access control in online social networks. In: *Proceedings of the 21st ACM on Symposium on Access Control Models and Technologies*; 2016 Jun 6–8; Shanghai, China; 2016. p. 13–23.
- [22] Goffman E. *The presentation of self in everyday life*. New York: Doubleday; 1959.
- [23] Hall ET. *The hidden dimension*. New York: Doubleday; 1966.
- [24] Besmer A, Lipford HR. Privacy perceptions of photo sharing in facebook. In: *Proceedings of the Symposium on Usable Privacy and Security*; 2008 Jul 23–25; Pittsburgh, PA, USA; 2008.
- [25] McAndrew FT, Jeong HS. Who does what on facebook? Age, sex, and relationship status as predictors of facebook use. *Comput Human Behav* 2012;28(6):2359–65.
- [26] Fan H, Yang M, Cao Z, Jiang Y, Yin Q. Learning compact face representation: packing a face into an int32. In: *Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia*; 2014 Nov 3–7; Orlando, FL, USA; 2014. p. 933–6.
- [27] Hu H, Ahn GJ, Zhao Z, Yang D. Game theoretic analysis of multipart access control in online social networks. In: *Proceedings of the 19th ACM symposium on Access Control Models and Technologies*; 2014 Jun 25–7; London, ON, Canada; 2014. p. 93–102.
- [28] Taigman Y, Yang M, Ranzato M, Wolf L. Deepface: Closing the gap to human-level performance in face verification. In: *Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*; 2014 Jun 23–28; Columbus, OH, USA; 2014. p. 1701–8.