

写真による対人ログデータからの親密度推定 Estimation of Closeness from Photo Based Meeting Log

谷澤 幹也[†] カムヘワゲチャミンダ デシルヴァ[‡] 山崎 俊彦[†] 相澤 清晴^{††}
Mikiya Tanizawa Gamhewage Chaminda de Silva Toshihiko Yamasaki Kiyoharu Aizawa

1. はじめに

近年、mixi や Twitter など Web 上での交流が非常に盛んである。現実世界での交流と違い、Web 上では遠くの人物や会ったことのない人物とも簡単に交流できるという特徴があり、その気軽さが人気の理由の一つとなっている。このような Web 上の交流によって構築される社会的関係性に対する研究は情報処理の観点から数多く行われてきたが[1]、現実世界における個人個人の人間関係を解析する技術的手段が乏しかったことが原因だと考えられる。

本論文では、写真を解析することで「誰と」「いつ」「どのような状況で」交流したのか取得し、その情報から写っている人物間の親密さを推定する手法を提案する。次章で提案手法について説明を行い、最後に実験による従来手法との比較を行う。

2. 写真を用いた人物間の親密度推定

今回提案する手法は、大きく以下の4つに処理が分けられる。本章でそれぞれの詳細を述べる。図1がこのシステムの概要図であり、本論文では特に(2)の親密度推定について詳しく述べる。

- (1) 写っている人物の認識・位置計算・属性解析
- (2) 親密度の推定
- (3) 結果の可視化
- (4) 結果に対する考察

まず初めに、どの写真に誰が写っているのかの解析を行う。本手法では写真に対して顔認識を行うことで、誰が写っているのか検出する。また、親密度推定の際に利用するため、人物の顔の位置と笑顔度[2]も同時に計算しておく。これらの処理は、OMRON社のOKAO Visionというライブラリを用いて実装した[3]。また顔認識が失敗した場合、簡単に修正が出来るようなインターフェースを作成した。具体的には、もし顔認識に失敗した場合、顔領域の四方の点をクリックで指定し、その人物の名前をコンボボックスあるいはテキストボックスで選択・入力できるようなインターフェースである。

人物の認識が完了すれば、次に写っている人物間の親密度推定を行う。写真の集合から親密度の推定やコミュニティの検出を行う研究としてWuらの手法[4]がある。これは次の3つの仮定において、写真に写っている人物間の親密度を推定するものである。

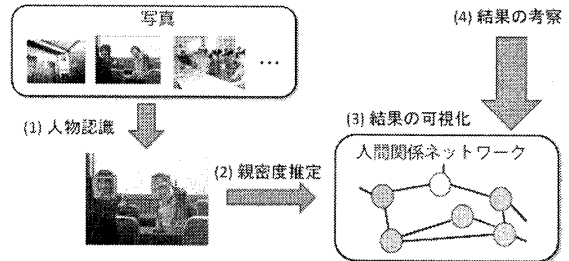


図1 システムの概要図

- 仮定(1) 写真中で距離が近い人物ほど関係性が強い
 仮定(2) 写真中に多くの人物が写っているほど、写真中の距離による関係性は弱まる
 仮定(3) 共に写っている回数が多いほど関係性が強い

この手法では単純な共起頻度と写真中の距離などを用いているだけであり、写真がいつ撮影されたものなのか、またどのような状況で撮影されたものなのかという情報を推定に用いていない。より現実に即した親密度推定のためには、写真のコンテキスト情報を用いる必要があると考える。

今回、我々はこれに以下の二つの仮定を加えて親密度を推定することを試みた。

- 仮定(4) : 笑顔の人物が写っている写真は雰囲気の良いシーンであり、そこに写っている人物間の関係性は相対的に強い
 仮定(5) 最近撮られた写真ほど、現在の人間関係を表している

仮定(4)より、さきほど計算した笑顔度を用いて、笑顔度の高い人物が写っていればより親密であるように[4]を改良する。同様に仮定(5)より、最近の写真ほど推定される親密度の重みが大きくなるようパラメータを設定する。

[4]では具体的に、ある人物 P_i と P_j の親密度を次の式で算出している。ここで、 f_{i1} は写真 I_1 に写っている人物の数、 m は人物 P_i と P_j が共に写っている写真の枚数、 $d(P_i, P_j)$ は人物 P_i と P_j の写真中での距離を表している。また、この式は $w(P_i, P_j)$ の値が小さいほど親密な関係であることを表している。

$$w(P_i, P_j) = \left[\frac{1}{m} \sum_{I=1}^m d(P_i, P_j) \sqrt{f_{I1} - 1} \right] \times \exp(-m)$$

本手法では、上式を次のように拡張する。

$$w(P_i, P_j) = \left[\frac{1}{m} \sum_{I=1}^m \frac{d(P_i, P_j) \sqrt{f_{I1} - 1}}{\text{smile}(P_i, P_j) \times \text{date}(I_1)} \right] \times \exp(-m)$$

[†] 東京大学大学院 情報理工学系研究科
Department of Information and Communication Engineering,
The University of Tokyo
[‡] 東京大学大学院 情報学環・学際情報学府
Interfaculty Initiative in Information Studies, Interdisciplinary
Information Studies, The University of Tokyo

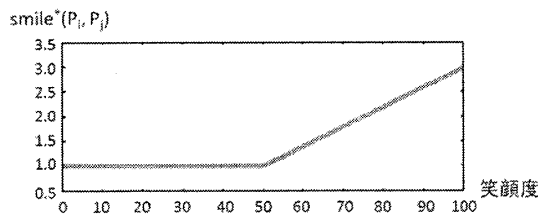


図2 笑顔度による $smile^*(P_i)$ の変化

$smile(P_i, P_j)$ は人物 P_i と P_j の笑顔度が高いほど大きな値をとる関数、そして $date(I_i)$ は写真 I_i の撮影日時が古いほど小さな値をとる関数である。例えば最近撮影された笑顔の人物が写っている写真であれば、 $w(P_i, P_j)$ の値は Wu らの手法の計算結果に比べると小さくなる。つまり、提案手法の計算結果の方が親密度の増すような式となっている。

続いて、親密度の推定後、ユーザーにとって理解しやすい形でそれを提示する必要がある。最も一般的な可視化手法として、親密度を各ノード間の重みとみなした重み付きネットワークを作成し、これに対しクラスタリング処理を施して、ネットワーク内にどのようなコミュニティが存在するのか一目で分かるようにすることが考えられる。

最後に、これまで得られた結果から何が言えるのか考察を行なう。例えば周りに存在する人間関係ネットワークの中で中心人物は誰なのか、より交流を広げるためには誰にコンタクトをとれば良いのか、またはどの程度コミュニティが結束しているか等の考察・推定を行なう。

3. 実験

3.1 実験対象

実験には、33人が写っている計146枚の写真をデータセットに用いた。そのうち、81枚が28人写っている送別会の写真、残り65枚が27人写っている旅行写真である。解析の対象にしたのは、この2つのイベントのどちらにも参加した22人である。これは、撮影日時による親密度の違いを従来手法と比較するためである。

3.2 関数の設定

この実験では、 $smile(P_i, P_j)$ を次のように設定した。ここで、 $smile^*(P_i)$ は図2のような関数であるとする。つまり、ある人が笑顔度最大の時と無表情の時を比べると、別の人物との親密度が3倍になるような設定である。

$$smile(P_i, P_j) = smile^*(P_i) \times smile^*(P_j)$$

また、 $date(I_i)$ は次式である。ここで、 t は写真 I_i が何日前に撮影されたかを表す整数とする。これは、本日撮影された写真と比べて、一年前(365日前)に撮影された写真の重みが半分、つまり、 $t=365$ のときに $date(I_i)=0.5$ となるような忘却関数に設定した。

$$date(I_i) = \left(\frac{1}{2}\right)^{\frac{t}{365}}$$

3.3 実験の結果・評価

手法の評価のため、まず正解データを作成する。あるユーザーにアンケートをとり、解析対象の22人と自分とはどれだけ親しいか10点(非常に親しい)から

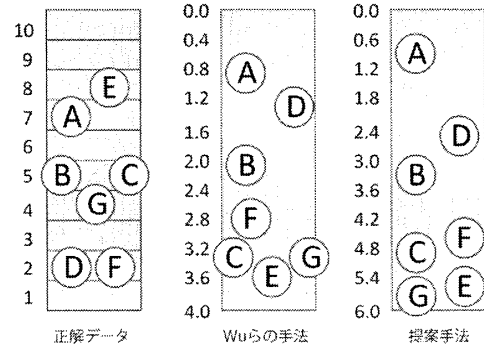


図3 User1の正解データと、推定された親密度の一例(21人から7人を抽出)

表1 スピアマン距離の一覧

	User1	User2	User3	User4
Wu	1429	1420	1345	1800
提案	1419	1342	1324	1810

1点(全く親しくない)の間で点数をつけてもらった。これを親密度の正解データとし、各手法で推定された親密度がこの正解データにどれだけ近いかで手法の評価を行った。あるユーザーの正解データ・推定された親密度の一部を図3に示す。簡単のため7人だけ抽出し、それぞれAからGまでラベルを付けて表示した。

正解データと各手法で推定された親密度の近さは、スピアマン距離で計る。つまり、正解データの親密度の順位を $x=(r_{x1}, \dots, r_{xn})$ 、推定された親密度の順位を $y=(r_{y1}, \dots, r_{yn})$ としたとき、

$$d_s(x, y) = \sum_{i=1}^n (r_{xi} - r_{yi})^2$$

の大小によって手法の評価を行う。ただし、同順位が生じる場合は中間順位を用いる。この実験においては、自分自身を除いて $n=21$ である。この値が小さい手法ほど、より現実にも即した親密度を表していると解釈する。

今回の実験では4人にアンケートをとり、その結果から計算されるスピアマン距離を表1に示す。4人のうち3人が提案手法の方が小さい値となったが、提案手法が明らかに優れていると言えるほどの有意な差ではない。笑顔度や撮影日時の他に、より人間関係を表す特徴を用いて親密度を計算する必要があると考えられる。

4. おわりに

本論文では、写真を解析して写っている人物間の親密度を推定する手法を提案した。今後は、今回利用したイベント写真ではなく、ウェアラブルカメラによって撮影された長時間のライフログデータを使い、対人ログ取得システムの構築と、その活用について研究を進める予定である。

謝辞

顔画像処理ツールを提供して頂いた OMRON 社の川出氏と勞氏に感謝いたします。

参考文献

- [1] 松尾豊, 安田雪, “SNS における関係形成原理 - mixi のデータ分析 -”, 人工知能学会論文誌, Vol.22, No.5, pp. 670-679 (2007).
- [2] 小西嘉典, 木下航一, 勞世広, 川出雅人, “リアルタイム笑顔度推定”, インタラクシオン 2008 (2008).
- [3] OKAO Vision, <http://www.omron.co.jp/ecb/products/mobile/>.
- [4] P. Wu, D. Tretter, “Close & Closer: Social Cluster and Closeness from Photo Collections”, In Proceeding of the 17th ACM International Conference on Multimedia, pp. 709-712 (2009).