

## ウェアラブルカメラによる対人ログの取得と処理

本多 篤史<sup>1</sup> デ・シルバ・ガムヘワゲ・チャミンダ<sup>3</sup> 山崎 俊彦<sup>2</sup> 相澤 清晴<sup>3,2</sup>東京大学工学部電気工学科<sup>1</sup>東京大学情報理工学系研究科電子情報学専攻<sup>2</sup> 東京大学大学院情報学環<sup>3</sup>

## 1. はじめに

近年、地方自治や企業の組織改革等の現場でソーシャル・キャピタル研究への注目が集まっている。ソーシャル・キャピタルとは、社会ネットワーク構築の努力を通して獲得され、個人や集団にリターン・ベネフィットをもたらすような創発的な関係資産である[1]。現在ソーシャル・キャピタル研究はアンケート等の社会調査的手法や、特定のコミュニティでのフィールドワークによってなされているが、これらの手法は必ずしも現実の人間関係を正確にとらえているとは言い難い。本研究では、ライフログ技術を用いて現実世界における人間関係を取得し、直観的にわかりやすく可視化することを目指す。

具体的な手法としては、ウェアラブルカメラを用いて体験を画像として記録し、その中から対人関係に絞ってデータの抽出、ソーシャルグラフによる可視化を行う対人ログシステムの創出を目指す。

## 2. 対人ログシステム概観

対人ログシステムは以下に述べるような3つのプロセスから成り立つ。

- ① 画像データからの対人ログの取得
- ② 対人ログ可視化のための処理
  1. 対人ログのクラスタリング処理
  2. 親密度の推定と利用
- ③ ネットワークの描画

以下にそれぞれのプロセスについてその要素技術と具体的な方法を示す。

## 3. 対人ログシステムのための要素技術

## 3.1 対人ログの取得

対人ログの取得は、SenseCam(Microsoft Research)[2]を用いる。SenseCamは一定間隔で画像を取得することが可能なので、本研究では撮影間隔を1分とし画像を取得した。対人ログの抽出はSenseCamにより取得した画像と顔認識を組み合わせ、特定の人物との対面時間を記録する。同一画像内に複数の人物が認識された場合は、その人物同士に対面があったとし、その共起時間を記録する。また、対面時のイベントを手入力により記録し、可視化やクラスタリングの際にその情報を利用する。

## 3.2 K-means法によるクラスタリング

K-means法は非階層的クラスタリング手法の一種で、多変量を持つデータのクラスタリングに用いられる手法である。

対人ログの可視化に際しては、共起関係をエッジとした人的ネットワークによる表現のみでは必ずしも現実の人間関係を正確に表現しているとはいえない。個人レベルにおける現実の人間関係ではネットワークにおける役割よりも付き合い方の相違を考慮に入れる必要がある。そのため、本研究では取得した対人ログを直接ネットワークとして表示するのではなく、K-means法によるクラスタリングを行い、クラスタに基づいた表示を行う。特徴ベクトル $\mathbf{V}_k$ として、知人同士の共起時間と各イベントへの参加時間を用いる。共起時間に関しては、友人関係のネットワークにおける重要度の高さを、各イベントへの参加時間は付き合い方の特徴の違いを表現しているといえる。

$$\mathbf{V}_k = \{\mathbf{T}_{i,k}, \mathbf{E}_{ik}\}$$

$\mathbf{T}_k$ : ノードkと他のノードとの共起時間ベクトル

$\mathbf{E}_k$ : ノードkのイベント $e_i$ への参加時間ベクトル

## 3.3 親密度の推定

現実の人間関係において各知人の親密さの優劣を厳密に評価することは非常に困難である。可視化に際してもこの点を考慮に入れ、クラスタリングと合わせてある程度正規化された親密

Acquisition and Processing of social relations with wearable camera

†Atsushi Honda<sup>1</sup>, De Silva Gamuhewage Chaminda,<sup>3</sup> Toshihiko Yamasaki<sup>2</sup> and Kiyoharu Aizawa<sup>3,2</sup>

<sup>1</sup>Department of Information and Communication Engineering, The University of Tokyo

<sup>2</sup>Department of Information and Communication Engineering, Graduated School of Information Science and Technology, The University of Tokyo

<sup>3</sup>Interfaculty Initiative in Information Studies

度を定義し、グラフの各ノードの大きさに反映させる。親密度  $a_k$  は、撮影者本人との対面時間  $t$  を用いて以下の式で定義する。

$$a_k = \frac{A - 1}{t_{\max} - t_{\min}} (t_k - t_{\min}) + 1$$

$t_{\max}$ : 最大対面時間  $t_{\min}$ : 最少対面時間  
 $t_k$ : ノード  $k$  の対面時間

本研究では、親密度をノードの大きさの倍率とし、知人一人間の親密さを表現する。(図 1・図 2 のノードの大きさ)

#### 4. 実験

画像からの対人ログ取得部分が自動化できていないため、今回はマニュアルによる対人ログから、フリーソフトである NetDraw を用いた対人ログの可視化の実験を行った。入力フォームを用いて、日付・名前・対面時間(分単位)・イベント(dinner, soccer, other の 3 種類)について約 2 週間分の対人ログを取得した。以下に結果を示す。ノードの大きさの比率は先述の親密度(最大倍率  $A = 5$  とした)を用いた。ノードの位置は適宜マニュアルで調整し、エッジの長さについては考慮に入れていない。比較検討のために以下の 2 種類のグラフを作成した。

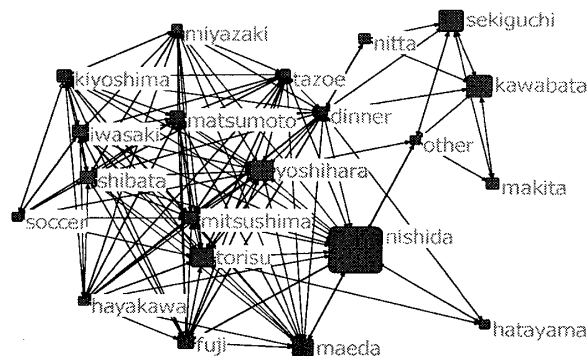


図 1 共起に基づいた知人間ネットワーク

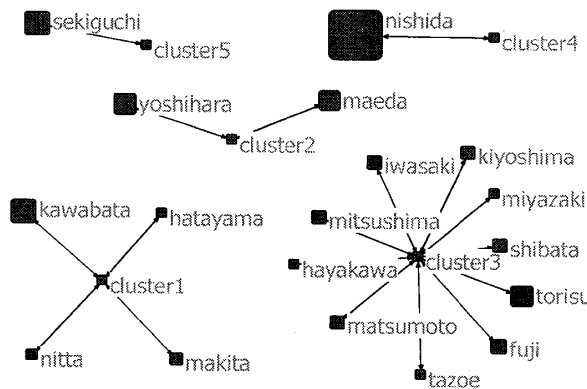


図 2 クラスタに基づいた知人間ネットワーク

#### 5. 考察

図 1 では、友人同士の共起関係がすべて表示されているが、多数の人が同時に参加したイベントが生じた場合エッジが複雑になり直観的でなくなる。図 2 では、友人同士の共起関係は明示的には表示されていない。しかし、コミュニティへの所属関係を越えた付き合い方の違いによるクラスタリングが行われており、より直観に即した表示方法となっていることがわかった。例えば、Cluster2、Cluster3、Cluster4 の構成員は全て同じコミュニティ(サッカーチーム)に所属するメンバーだが、付き合いの頻度、形態において以下に示すような違いがあった。総対面回数、イベント毎の対面回数を以下の表に示す。また、クラスター 3 の構成員は対面回数において等価だったためひとまとめに記す。

	total	dinner	other	Soccer
Nishida	6	2	4	0
Maeda	3	1	2	0
Yoshihara	3	1	1	1
Cluster3の全員	1	1	0	1

図 3 総対面回数とその内訳

上記の表からもわかるように、現実の対人ログを取得し、クラスタリングを行うことで、所属関係を越えた付き合い方の違いが明確になり、より直観に即した人間関係の表現が可能になるといえる。

#### 6. まとめと今後の展望

本論文では、対人ログデータに対して K-means 法によるクラスタリングを行うことで、直観に即した対人ログの可視化を行った。今回の実験を通して、対面時間等を記録することで個人レベルでの現実の対人関係を十分に表現しうることがわかった。本研究はこれまで社会調査的手法が主であったソーシャル・キャピタル研究の分野に対して、ライフログ技術を応用して現実の対人関係に基づいた定量的指標を与えるものであるといえる。今後は顔認識技術による画像からの対人記録取得部分の実装に取り組み、対人ログシステムの創出を目指す。

#### 【参考文献】

- [1] 金光淳, 社会ネットワーク分析の基礎, 2003, 勁草書房
- [2] <http://research.microsoft.com/en-us/um/cambridge/projects/sensecam/>