

# 写真画像からの人間関係抽出とコミュニティに基づく写真検索

捧隆二<sup>†1</sup> 中村聡史<sup>†2</sup> 田中克己<sup>†3</sup>

デジタルカメラの低価格化に伴い、日常的に大量の写真撮影する人々が増えてきている。それに伴い、個人の写真集合の中から写真を検索するニーズも増加している。既存の写真ブラウザは時間・位置・人物情報を用いて写真を検索することができるが、ユーザは自身の属する社会的コミュニティのいずれかに属する写真が欲しいというニーズを持つこともある。そこで、本研究はコミュニティをベースとした個人画像の検索を実現することを目的とする。本稿ではまず、個人の写真集合の中から個人間の社会的関係性の強弱を推定する。そして、その社会的関係性に基づき、人間関係をネットワーク化し、それをさらにクラスタリングすることで、社会的コミュニティの抽出を試みている。

## Analysis of Human Relationships from Photos and Community Based Photo Search

RYUJI SASAGE<sup>†1</sup> SATOSHI NAKAMURA<sup>†2</sup>  
KATSUMI TANAKA<sup>†3</sup>

More and more people take many photos routinely with appearance of digital camera. And the need to search for photos from personal photos has been increasing. Existing photo browsers can search for photos using the time-position and human information. But The user may want to search a photo related one of their own social communities. Therefore, this study aimed to realize personal image retrieval based on the community. In this paper, we estimate the strength of social relationships between individuals in a set of personal photos. Based on the social relationships, we network relationship, cluster the network, and find the social communities.

### 1. はじめに

デジタルカメラの低価格化や、ケータイ、スマートフォンへのカメラ機能の搭載などにより、写真撮影はより身近なものとなり、これまでの旅行や冠婚葬祭などのシーンのみならず、日常的に写真を撮影することができるようになった。

著者は毎日、道端で出会った印象的な看板や参考になる講演スライド、配布資料のグラフや書き込んだメモ、お店で食べた料理、旅先で撮影したきれいな風景や、友人に話したくなる面白い物事など、興味をもった様々なものを記録するようにしている。そして、撮影した画像は過去の忘れてしまった何かを検索して活用することに利用している。下記に著者の利活用例を示す。

- 友人と飲んでいるときに過去の出来事について昔の写真を表示して盛り上がる
- 研究室のメンバーがたくさん写っている写真を研究室のHPに利用するために探す
- 知人と一緒にいた人の名前や連絡先を、その知人の名前ともらって撮影した名刺から探す
- 学会で撮影したスライドから着想を得、研究に役立てる

このように撮った写真は様々なことに利用できるが、実際にはこのように写真を毎日、何枚も撮影する人は多くない。その理由は撮影すること自体が面倒であるということもあるだろうが、せっかく撮影した写真も、その数が膨大過ぎると、必要な写真を見つけ出すことが困難となってしまう、結局、後から見返さなくなってしまうという問題があるからだと考えられる。また、画像には一般的にテキス

ト情報が付与されていないため、キーワード検索は困難である。さらに、ユーザは過去のことになればなるほど記憶が定かではなくなってしまうという問題もある。

Picasa[a]や iPhoto[b]などの既存の写真ブラウザでは時間、空間、人間の3つの指標を用いて、画像を検索する機能を持っている。時間情報は写真の撮影時刻に基づいた検索である。空間情報は写真の撮影場所に基づいた検索であり、地図上に撮影場所を示すピンなどを立て、ピンをクリックすると、その位置で撮影された写真が閲覧できるようになっている。人間情報は写真の中に誰の顔が写っているかを基準にした検索である。この顔の情報はユーザが手動で画像中に現れる顔にそれが誰の顔をタグ付けした情報と、ブラウザが顔認識技術により自動的に人物の顔を学習し、タグ付けした情報の二種類がある。

人物をベースにした検索では、ユーザは目的とする人物の顔写真を選択したり、目的の人物の名前を入力したりすることで、その人物が写っている写真を検索することになる。しかし、人間関係をもとにした検索は、ある特定の個人が写っているか否かだけではなく、あるコミュニティに関連する画像かどうか、という視点でなされることもあるだろう。例えば、研究室のHPに利用するために研究室のメンバーがたくさん写っている写真を探すような場合には、個々の人物ではなく、コミュニティ単位で検索を行うことが有用だと考えられる。また、友人と飲んでいるときに過去の出来事について思い出したいときにも、その友人が写っている写真だけでなく、その友人と自分が一緒に所属しているコミュニティの写真を探したいということがありと考えられる。

しかし、このようなコミュニティをベースとした検索は現在の画像ブラウザでは実現されていない。そこで、本研究はコミュニティをベースとした個人画像の検索を実現することを目的とする。

本研究では、まず、個人の画像集合の中から人間関係を分析する(3章)。次にその分析に従い、人物をコミュニテ

<sup>†1</sup>, <sup>†2</sup>, <sup>†3</sup> 京都大学  
Kyoto University

a) Apple iPhoto, <http://www.apple.com/ilife/iphoto/>  
b) Google Picasa3, <http://picasa.google.com/>.  
c) Satoshi Nakamura, LifelogViewer <http://calendar2.org/>.

ィに分割する(4章).そして,得られたコミュニティに基づき,検索を行う写真ブラウザを提案する予定だ(5章).

人間関係の分析では,人物同士の社会的関係性を計算する.ある二者の社会的関係性は,個人の画像集合の中で,その二者がどのように現れているか,で測ることができると考えられる.例えば,二者が同じ写真に写っていれば,二者は親密だと考えることができるだろう.4章では画像集合の様々な特徴を用い,任意の二者の社会的関係性を数値化する方法を提案する.

5章では,コミュニティの分割を行う.4章で得られた社会的関係性に基づき,人物をノード,社会的関係性をエッジの重みとしたグラフを作成し,そのグラフを分割することで,コミュニティを発見する.グラフの分割にはハード・クラスタリングの手法である Newman 法とソフト・クラスタリングの手法である CPM (Clique Percolation Method)を用いた.

そして,6章では得られたコミュニティに基づき,画像を検索する手法を試作している.しかし,コミュニティ・ベースの画像検索は未完成であるので,これから実際に画像を検索できるシステムを作成する予定だ.

## 2. 関連研究

一般的に普及している画像ブラウザとしては,AppleのiPhotoやGoogleのPicasaなどの商用ブラウザが挙げられる.これらのブラウザは撮影日時・撮影場所・写っている人物の情報を用いて,画像を整理・閲覧することができる.また,画像にコメントやフラグを付けることもできる.さらに,画像をサーバ上にアップロードし,共有する機能も持っている.しかし,これらのブラウザは人物情報をグルーピングするといった機能は備えていないため,コミュニティ・ベースの検索を行うことはできない.

学術研究としても,近年,さまざまな画像ブラウザが提案されている.Calendar for Everything[1]は画像に限らず,デジタル化された個人的コンテンツ(画像,日記,スケジュール,Emailなど)をカレンダー型のインタフェースで表示するシステムである.これは,ユーザが時間情報に関する記憶に基づいて,コンテンツを検索したり,閲覧したりするためには有効であると考えられる.しかし,必ずしも時間情報を正確に記憶しているとは限らないので,時間情報のみによる検索には限界があると考えられる.

PLUM[2]は,大量の画像を位置情報に基づいて地図上にマッピングする際に,画像同士が重なり合い,画像が読み取りづらくなってしまいう問題を解決するため,画像群を時間情報と位置情報によりクラスタリングし,各クラスタの代表画像のみを地図上に配置することで位置情報に基づいた探索を支援する画像ブラウザである.

LifelogViewer[c]は大量の画像を時間情報に基づいて,カレンダー型に表示する機能や,位置情報に基づいて画像を地図上に配置する機能を持った画像ブラウザである.そして,時間情報と位置情報を組み合わせて,画像を探索することも可能である.

MIAOW[3]は時間・位置情報に基づき,画像をクラスタリングし,各クラスタを時空間に基づき3次元空間にマッピングし,別ウィンドウで対応する人物を表示することで,画像の分析・閲覧を支援する.しかし,このシステムはライフログの全体的な振り返りや分析を目的としているシステムであるため,特定の画像を探索することを目的とはしていない.

CAT[4]は大量の画像をキーワードと画像特徴量を用いて多段階にクラスタリングし,各クラスタの代表画像を選出し,ズームイン操作とズームアウト操作によって,詳細度を制御して,閲覧することができる.ズームアウト時には各クラスタの代表画像を表示し,ズームイン操作によって局所的に各々の画像を表示する.この操作により,人間の視覚能力とディスプレイの解像度に応じて表示枚数を調節し,大量画像中の注目部分をスムーズな操作による可視化を実現している.

PhotoLab[5]は個人の撮影した大量の画像を,キーワード,撮影日時,撮影場所,お気に入り度順,色合いの5つのメタデータを用いて,3次元空間に配置する画像ブラウザである.このブラウザでは,見かけや意味の近い画像は近くに配置され,同じメタデータを持つ画像は一直線上に配置される.このような配置法により,ユーザの見たい画像が閲覧しながら派生していき,より自由な写真閲覧が可能になると考えられる.しかし,このブラウザは閲覧の体験を向上させることを目的としているので,本研究とは目的が異なる.

Contextual Photo Browser[6]は写真撮影時にある人物と一緒にいても,必ずしも画像中にその人物が含まれているとは限らないことに注目し,ユーザの周辺の人物が持ち歩くBluetooth搭載機器を検出することで,その画像を撮影したときに一緒にいた人物を同定し,ライフログ画像検索に利用している.

画像ブラウザにより画像を探索するのではなく,日常的に大量のライフログ画像を閲覧することで記憶を鮮明にとどめることを目的とした「記憶する住宅」[7]というプロジェクトがある.これは,住宅のいたるところにディスプレイを設置し,各端末に画像をスライドショー形式で流し続ける,というプロジェクトである.このプロジェクトにより,日常的に過去を振り返ることで,過去の記憶を詳細に記憶しておくことが可能となる.このプロジェクトでは個々の画像は探索される対象ではなく,もっぱら記憶の想起を促すためのものである.

増井らは計算機内の情報を従来の階層構造により検索するのではなく,情報同士の近傍性に基づいて検索する近傍検索システム[8]を提案している.彼らは,人間の記憶は計算機のように階層構造ではなく,情報同士の関連性によって記憶されている場合が多いと考えられるのでWebブラウジングでリンクを辿るように,連想的に記憶を辿ることによって,情報を探索することができるかと主張している.

## 3. 人物間の社会的関係性

本研究ではまず,人物が写っている画像から人物同士の社会的関係性を数値化する.

ここで,社会的関係性とは2人の人物が同じコミュニティに属している度合いである.

例えば,AさんとBさんが同じ研究室に属しているならば,AさんとBさんの社会的関係性は大きいといえる.

この場合,AさんとBさんの仲が悪かったとしても構わない.社会的関係性は仲の良さを表す指標ではなく,あくまで同じコミュニティに属しているかどうかを測るための指標だからだ.

3章では人物間の社会的関係性の計算方法を提案し,どの社会的関係性の計算方法が良いかを実験する.

### 3.1 計算手法

写真集合中に親密な二者はどのように表れるかを考えたとき、以下のことが考えられる。

まず、親密な二者は一緒に写っている写真が多い。また、その写真に写っている人数が少ないほど、よりその二者は親密だといえるだろう。たくさんの人が写っている集合写真に二者がいるよりも、2人だけが写っている写真のほうが、2人の社会的関係性を表しているといえるからだ。そして、Aさんが写っている画像の1分後に撮影された画像にBさんが写っていれば、AさんとBさんが一緒にいる場面で写された写真だと考えられるだろう。そのため、このような場合もAさんとBさんは親密だと考えられる。さらに、二者の写真が1つのイベントのみで現れるよりも、長期にわたって、いろいろなイベントの中で現れるほうが、二者は親密だと考えられる。また、いつも同じ場所で二者が写っているよりも、さまざまな場所で一緒に写っているほうが、社会的関係性が高いと、考えられる。

これらをまとめると以下ようになる。

- 同じ画像に写っている人物同士は社会的関係性が高い。(仮定1)
- 同じ画像に写っていて、かつその画像に写っている人物の人数が少ないければ、両者の社会的関係性は高い。(仮定2)
- 異なる画像に写っていても、その画像同士が時間的にきわめて近接していれば、両者が親密である可能性が高い。(仮定3)
- 長期間にわたって一緒に現れているほど社会的関係性が高い。(仮定4)
- さまざまな場所で一緒に現れているほど社会的関係性が高い。(仮定5)

以上のことを踏まえて、人物Aと人物Bの社会的関係性の計算方法を5つ作成した。

#### I. SimpleMatch 法

AさんとBさんが同じ写真に現れたときに、AさんとBさんの社会的関係性に1を足す。最も単純な方法。

#### II. Developed 法

$$f(A, B) = \sum_{i \in I_A} \frac{1}{|P_i| + |P_j|} \frac{1}{\min_{j \in I_B} \exp(|t_i - t_j|)} + \sum_{i \in I_B} \frac{1}{|P_i| + |P_j|} \frac{1}{\min_{j \in I_A} \exp(|t_i - t_j|)} \quad (1)$$

ここで $I_x$ は人物Xが含まれる画像集合を指し、 $P_i$ は画像iに含まれる人物集合を指し、 $t_i$ は画像iの撮影時刻を指す。

これは、上記の仮定1～3を前提とした指標である。

#### III. Normalized 法

Developed 法をベースとした計算方法で、任意の1人が1日で他の人との社会的関係性を足すことができる総和を1に正規化した指標である。

Developed 法では何百枚もの写真を撮影した日に社会的関係性の値が上昇し過ぎてしまうという傾向が見られたので、その点を修正した指標である。

#### IV. Variance 法

$$f(A, B) = f_{developed}(A, B) + \alpha \log(\sigma_t)$$

仮定1～3に加え、仮定4の二者に長期間にわたって付き合いがあることを考慮した指標。Developed 法で計算された値にAさんとBさんが一緒に現れる時間の標準偏差 $\sigma_t$ の対数を加えた。 $\alpha$ は重みであり、本稿では0.1としている。

#### V. VarianceLocation 法

$$f(A, B) = f_{developed}(A, B) + \alpha \log(\sigma_t) + \beta \log(\sigma_l)$$

仮定1～4に加え、仮定5の二者がいろいろな場所で一緒に現れていることを考慮した指標。Variance 法で計算された値にAさんとBさんが一緒に現れる場所の標準偏差 $\sigma_l$ の対数を加えた。Bは重みであり、本稿では0.5としている。

### 3.2 実験方法

I～Vの社会的関係性の妥当性を検証するために2種類の実験を行う。

1つ目は、I～Vで得られた社会的関係性に基づいて、ノードを人間、エッジの重みを社会的関係性にしたネットワークを作成(図1)し、そのネットワークをクラスタリングして得られたコミュニティがどれだけ当たっているかを実験する。

ネットワークのクラスタリング手法は4章で紹介するが、今回はその中でもCPM(Clique Percolation Method[10])を用いて行った。

また、コミュニティの分割結果は、ユーザが自分の写真集合に含まれる人物を手動でクラスタリングしたものと比較した。このとき、ユーザは同じ人物を複数のコミュニティに分類しても良いソフト・クラスタリングを行った。また、CPMもソフト・クラスタリングの手法である。

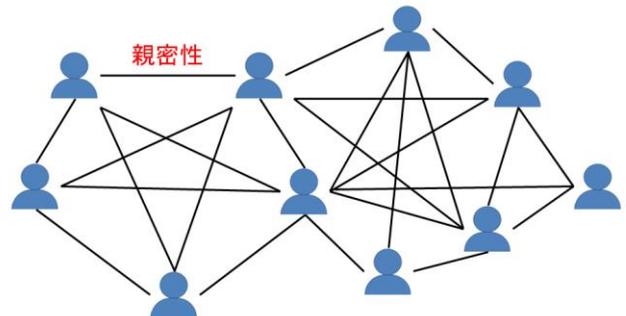


図1. 人間関係のネットワーク

システムが作成したコミュニティ分割結果と手動で作成されたコミュニティ分割結果は相互情報量[11]という指標を用いて比較を行った。

本稿では著者自身のデータを用いて実験を行った。著者の写真集合に含まれる人物数は93人であり、画像数は3097人である。結果は表1のようになった。仮説1～5の全てを前提としたVarianceLocation法が最も良い結果となった。しかし、最も単純な方法であるSimpleMatch法も良い結果となっており、Developed法よりも良い結果となっている。Developed法の結果が悪くなったのは、先述したように特定の日に撮影した写真の枚数が多すぎる場合に、その日に一緒にいた人々との社会的関係性が高くなりすぎてしまうという問題があったからだと考えられる。この点を改良し、任意の1人が1日で他の人との社会的関係性を足すことができる総和を1に正規化したNormalized法では相互情報量の値が改善されている。今回、Variance法とVarianceLocation法はDeveloped法をベースに撮影時刻や撮影場所の分散を考慮した指標となっており、正規化したNormalized法をベースにしたものとなっていない。今回、Normalized法とVarianceLocation法の相互情報量が高かったことから、一日ごとに正規化し、撮影時刻と撮影場所の

分散を考慮した指標がより良い結果となることが考えられる。

2つ目の実験方法はAさんとの社会的関係性が高い上位5人と、ユーザが手動でAさんと社会的関係性の高い上位5人を選んだ時に、その順位がどれだけ合致しているかを比べるものである。

1つ目の手法は社会的関係性の正確さを比べるときに、クラスタリングを挟んでいるので、こちらのほうがより直接的に社会的関係性の正確さを比べることができると考えられる。

この実験はこれから実行する予定である。

社会的関係性の計算手法	相互情報量
SimpleMatch	0.8219
Developed	0.8014
Normalized	0.8291
Variance	0.8216
VarianceLocation	0.8302

表1. 社会的関係性の計算手法5種類に基づいたCPMによるコミュニティ分割と手動によるコミュニティ分割の比較

#### 4. 人間関係のクラスタリング

人物間の社会的関係性が計算されることによって、人間関係のネットワークを作成することができる。このネットワークは人間をノード、エッジの重みを社会的関係性とするグラフ(図1)である。このネットワークをクラスタリングし、コミュニティを見つけ出す。この時、社会的関係性の高い人同士が同じコミュニティに属するようにすることで、作成されるコミュニティもリアルな人間関係のコミュニティと同様なものになることが期待される。

クラスタリングの手法には、任意の人物は1つのクラスタにしか属さないハード・クラスタリングと、任意の人物が複数のクラスタに属することを許容するソフト・クラスタリングの2種類の手法が存在する。現実のコミュニティでは友人と複数のコミュニティを共有していることは珍しくないと考えられる。著者も研究室も同じだがサークルも同じ友人や、仕事でも大学でも友人である人物などがある。そのため、人間関係のクラスタリングはソフト・クラスタリングが適していると考えられる。

グラフをソフト・クラスタリングする手法として、CPM(Clique Percolation Method)がある。CPMでは $k$ クリーク・コミュニティというものを定義している。これは、2つの $k$ クリークが $k-1$ 個のノードを共有している時に両者を結合するというを繰り返すことでコミュニティを生成する方法である。ここで $k$ クリークとは $k$ 個のノードが互いにつながっている完全グラフを意味している。CPMによって得られるコミュニティの集合はあるノードが複数のノードに属することを許容するので、はソフト・クラスタリングの手法といえる。欠点は計算量が $O(n^3)$ となり、ノード数が多すぎる場合、計算に時間がかかり過ぎる点だ。

また、ハード・クラスタリングの手法としては、Newman法[9]がある。Newman法はモジュラリティを最大化する手法である。ここで、モジュラリティが大きいとはクラスタ内でのつながりが強く、クラスタ間のつながりは弱い状態を示す。計算量は $O(dn^2)$ であり、CPM法よりも計算量は小さい。

4章ではハード・クラスタリングによるコミュニティ分割の実験(実験4.1)と、相互情報量に基づくクラスタリング手法の比較実験(実験4.2)をおこなった。

実験4.1ではNewman法を用い、手動でクラスタリングした結果との比較を行った。手動のクラスタリングでもハード・クラスタリングを行った。比較指標は純度である。純度とはシステムによるクラスタリング結果の各クラスタと最も重複している実際のクラスタとの重複率の重み付き平均である。これは、ハード・クラスタリングの比較にのみ使用可能な指標であり、ソフト・クラスタリングの場合には適応できない。

実験4.2にはNewman法とCPM法を用いてクラスタリングを行い、手動のクラスタリング結果との比較を行った。手動のクラスタリングではソフト・クラスタリングを行った。比較指標は相互情報量である。この指標はソフト・クラスタリング、ハード・クラスタリングの両者に適応可能である。

実験4.1では被験者は2人であるが、実験4.2では被験者は1人である。これは実験4.1の被験者のうち、1人の画像数や人物数が多かったため、計算量の大きいCPMでは計算が終了しなかったためだ。

また、実験4.1、実験4.2では社会的関係性の計算手法はDeveloped法を用いた。

#### 4.1 ハード・クラスタリングによる実験

まず、Newman法によるクラスタリングの精度の実験を行った。実験は以下の手順で行った。

- (1) 被験者が被験者自身のPicasaに登録されている人物がいくつのクラスタに分かれるかを判断。これを $k$ 個とする。
- (2) 被験者が人物をグループ分け。
- (3) 社会的関係性の計算手法としてはDeveloped法を用い、クラスタリング手法としては、Newman法を用いて、被験者のPicasaに登録されている人物を $k$ 個のクラスタに分割。
- (4) 被験者自身によりクラスタリングされた結果と提案手法によりクラスタリングされた結果を比較。

被験者は2人である。実験結果は表2、図2、図3のようになった。

結果より、画像数、人物数、クラスタ数が少ないときには純度が高くなるが、画像数、人物数、クラスタ数が多いときには純度は低くなってしまった。

また、被験者2の結果(図2)を見ると、大きすぎるクラスタと小さすぎるクラスタが生じてしまっていることが分かる。

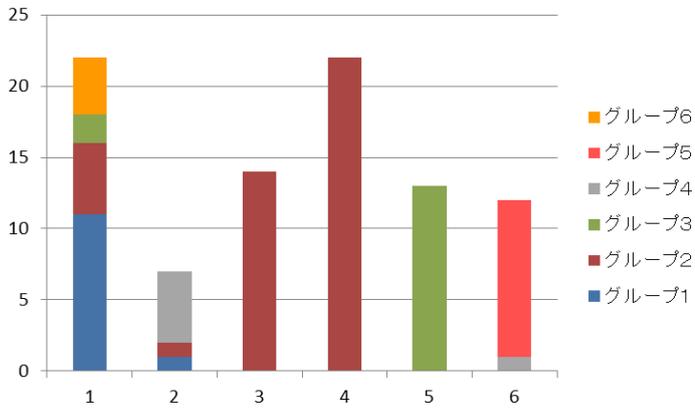
大きくなりすぎてしまったクラスタは、複数のクラスタがマージされたものとなっている。中身を見てみると、複数のクラスタに関連がある人物がハブとなり、クラスタをマージさせてしまっていることが分かった。家族の一人がたまたま研究室のメンバーと一緒に写っている写真があると、家族と研究室のメンバーが一緒のクラスタと判定されてしまった。

任意の人物は必ず1つのクラスタにしか属さないというハード・クラスタリングを行ってしまったため、このような結果になったと考えられる。

そこで、次にソフト・クラスタリングの手法であるCPMを含めてクラスタリング手法として、いずれが適しているかを調べるために、実験を行う。

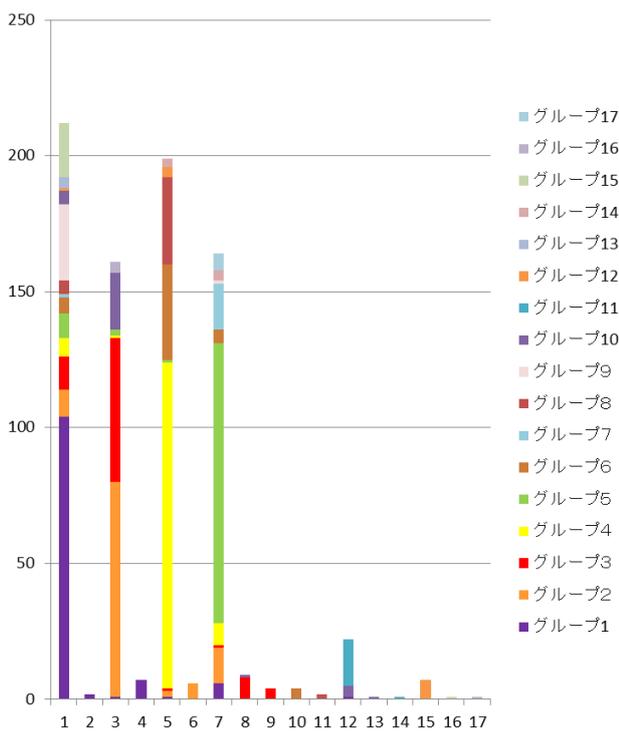
表2 Newman 法によるクラスタリング評価実験

	被験者 1	被験者 2
画像数	2086	209184
人物数	91	901
クラスタ数	6	17
純度	0.85	0.51



Newman 法によるクラスタ

図2. 被験者 1



Newman 法によるクラスタ

図3. 被験者 2

#### 4.2 相互情報量に基づくクラスタリング手法の比較

CPM 法と Newman 法を用いたクラスタリング結果と、手動でクラスタリングした結果を相互情報量を用いて比較した。人間関係のネットワークを作成するにあたって、社会的関係性の計算手法は 3 章の Developed 法によった。こう

して得られたネットワークに対して、CPM 法 (k=3,4,5)、Newman 法によりコミュニティの分割を行った。このコミュニティの分割結果は 3 章と同様にユーザが自分の写真集合に含まれる人物を手動でクラスタリングしたものと比較した。このとき、ユーザは同じ人物を複数のコミュニティに分類しても良いソフト・クラスタリングを行った。

本稿では著者自身のデータを用いて実験を行った。実験は以下の手順で行った。

- (1) 被験者が被験者自身の Picasa に登録されている人物をコミュニティに分割。このとき、ユーザは同じ人物を複数のコミュニティに分類可能。
- (2) 3 章の Developed 法により人物間の社会的関係性を計算し、人物のネットワーク構築。
- (3) Newman 法及び CPM(k=3,4,5)を用いて、ネットワークを分割。
- (4) 分割結果と手動による分割結果を相互情報量を用いて、比較。

結果は表 3 のようになった。最も良い結果となったのは k=5 のときの CPM であり、Newman 法は k=3,4,5 のときの CPM いずれにも及ばなかった。これは、ユーザのデータ自身がソフト・クラスタリングであったことも影響しているとも考えられるが、もともと人間関係がハード・クラスタリングになじまないことも考えると CPM が人間関係のクラスタリングをする上で優れていると考えられる。

しかし、前の実験の被験者 2 のデータに CPM を適用し、クラスタリングを行おうとしたところ、計算時間がかかり過ぎ、計算を終えることができなかったという問題も生じた。CPM には計算量が大きすぎるというデメリットも存在する。

クラスタリング手法	相互情報量
CPM(k=3)	0.7770
CPM(k=4)	0.8014
CPM(k=5)	0.8125
Newman	0.7765

表 3. 社会的関係性の計算手法 5 種類に基づいた CPM によるコミュニティ分割と手動によるコミュニティ分割の比較

#### 5. コミュニティをベースにした写真ブラウザ

4 章までで、社会的関係性の計算方法、クラスタリング手法を検証し、コミュニティを分割した。5 章では、このコミュニティをベースにした写真ブラウザについて検討したい。

コミュニティをベースにした画像検索には、2つのパターンが考えられる。

1 つ目は特定の人物が写っている画像を探したいときに、まずその人の所属するコミュニティを選択して、そのコミュニティに属する人達の中からその人物を選択することで、人物の選択をより容易にする方法である。これは写真集合に含まれる人物がとても多い場合に有効な手法だと考えられる。1000 人以上の顔写真の中から特定の一人を見つけ出すのは一苦労である。

2 つ目は特定の個人ではなくコミュニティに関連する写真を見つけない場合である。例えば、研究室のメンバーがたくさん写っている写真を研究室の HP に利用するために探したい場合などは特定の個人は重要ではない。それよりも、写っている研究室のメンバーの人数などが重要になってくるだろう。

本稿では1つ目の検索手法を考える。

まず、コミュニティを選択するにあたって、それぞれのコミュニティを表現する必要がある。ユーザにコミュニティの名前を入力させる手法も考えられるが、やはり手間である。そうすると、テキスト情報を用いることができないので、画像を用いることになる。コミュニティを代表する画像としてふさわしいのはそのコミュニティのメンバーが



図4. コミュニティの表現



図5. メンバーの表示

たくさん写っている集合写真などの写真であろう。本稿では写真集合の中から、そのコミュニティに属しているメンバーが最も多く写っている写真を見つけ出し、それを代表画像として用いた(図4)。

次に、選択されたコミュニティのメンバーを表示する。これは単純にコミュニティのメンバーの顔写真を列挙した(図5)。また、1つのコミュニティのメンバーが多すぎることもあるので、コミュニティのメンバーをさらにクラスタリングして、サブ・コミュニティごとに表示することも考えられるが、今回は行っていない。

この場面で人物を選択することによって、その人物の写っている画像を探することができる。

本稿ではさらに、人間関係に基づいた検索として、選択された人物と親しい人とその人物との両者の関わりを示す写真を表示することによって、その人物に関する思い出しを促進させるインタフェースを作成した(図6)。真ん中に表示されているのは、選択された人物Aさんである。そして、その周りに表示されているのはAさんと最も社会的関係性の高い10人の人物である。

そして、さらにその周りの写真はAさんと画像の隣の人物との関係を示す写真となっている。このインタフェースで周りの人物をクリックすると、その人物が選択され、真ん中にその人物が来る図6のような表示が行われる。

また、周りの写真をクリックすると、その写真が撮影さ

れたときのイベント(旅行や行事や食事など頻繁に写真を撮影するものごと)に含まれる写真が列挙される(図7)。このようなインタフェースによって、人物に関する記憶の想起が自然に行われると考えられる。

例えば、以下のような、インタラクションが期待される。Aさんを選択すると、Aさんと仲の良かった人物が周りに表示され、ユーザはそういえばAさんはBさんと仲良かった、と思う。そして、その隣にはAさんとBさんと一緒に行った旅行先の写真が表示されており、さらにその写真をクリックすると旅行中の写真がたくさん表示される。こうして、Aさんを中心として、写真を閲覧していくことができると考えられる。

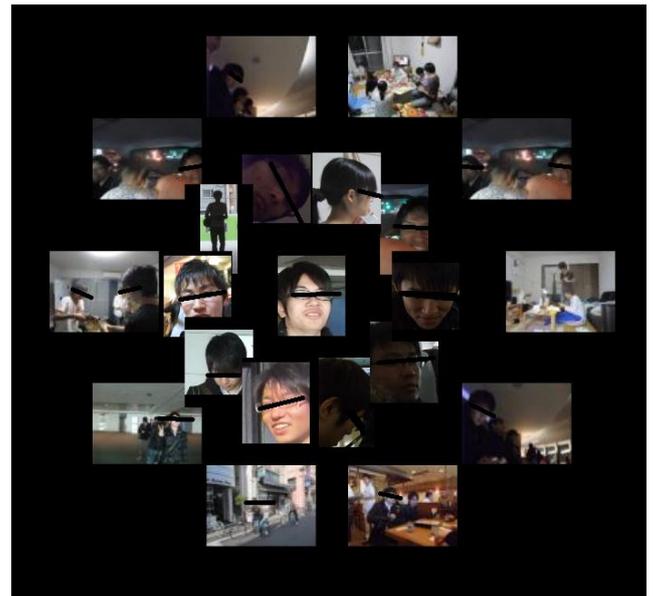


図6. 個人の間をベースとした検索インタフェース



図7. 同一イベントの写真群

## 6. まとめ

本稿では、個人の所有する画像集合から、そのユーザと関係する人物同士の社会的関係性を計算する手法を提案(3章)し、そうして作られた人物のネットワークをクラスタリングする手法を検討(4章)し、コミュニティをベースにした画像の検索手法を検討、提案(5章)した。

3章では主観ライフログ中に現れる親密な二者の現れ方について5つの前提を考えた。そして、その前提に基づき社会的関係性の計算手法を5つ考えた。5つの計算手法による人物間のネットワークを作成し、それをCPMを用いてクラスタリングした結果を手動でクラスタリングした結果と比較した。結果、社会的関係性の計算手法として、Normalized法とVarianceLocation法の2手法が優れていると考えられた。VarianceLocation法は5つの前提を全て考慮した計算手法であったため、まだ被験者は1人であるが基本的には5つの前提が支持される結果といえる。

Normalized法はDeveloped法の多くの写真が撮影された一日が社会的関係性の計算結果に大きな影響を与えすぎる点を改善するため、一人の人物が一日に他の人物との社会的関係性を増加させる量を1.0に正規化したものである。

VarianceLocation法はDeveloped法に基づいているので、VarianceLocation法をNormalized法に基づいたものにする、より良い指標ができると期待されるので、作成、実験を行いたい。また、より社会的関係性の精度を直接的に測るために、特定の人物との社会的関係性のランキングを各計算手法により行ったものと、手動で行ったものを比較することで行いたい。

また、4章の実験では提案した計算手法により、社会的関係性を計算し、それに基づきクラスタリングし、そのクラスタリングの精度を測ることで、社会的関係性の計算手法の優劣を測っている。実験4.1ではNewman法を用いてハード・クラスタリングを行った。クラスタリング結果の内容を分析すると、複数のコミュニティに登場する人物がハブとなって、複数のコミュニティが結合されていることが分かった。このため、人間関係のクラスタリングにはハード・クラスタリングが適さないと考えられた。実験4.2ではNewman法とCPMを用いてクラスタリングを行い、手動でソフト・クラスタリングした結果との比較を行った。結果CPM(k=5)を用いてクラスタリングした結果が最も良い結果となった。そのため、ハード・クラスタリングよりソフト・クラスタリングのほうが人物のクラスタリングに適しているという仮説が裏付けられた結果となったが、実験4.2の被験者の1人のデータでは画像数や人物数が多かったため、計算量の多いCPMによるクラスタリングでは計算が終わらないという問題が生じた。これから他にも適した手法がないかを検討していきたい。

5章では、コミュニティをベースに検索を行うアプリケーションを考えたい。今のところ、特定の個人を選択するために、まず始めにコミュニティを選択することで労力を減らすというアプリケーションしか実装できていない。コミュニティ・ベースの検索はむしろ、特定の個人ではなくコミュニティそのものに関連した画像を検索することのほうが重要だと考えるので、そのようなアプリケーションを考えたい。

## 参考文献

- 1) Satoshi Nakamura. 2008. Calendar for Everything: Browsing and Finding Cross-Media Personal Contents by Using Calendar Interface. In Proceedings of the International Conference on Informatics Education and Research for Knowledge-Circulating Society(2008).
- 2) 白鳥佳奈, 伊藤貴之, 中村聡史, PLUM: 地図配置型の写真ブラウザの一手法, 情報処理学会第141回ヒューマンコンピュータインタラクション研究会(2011).

3) 五味愛, 伊藤貴之, 「何時, 何処で, 誰と」3つのメタ情報に基づく個人写真ブラウザ, 芸術科学会論文誌, Vol. 10, No. 1, pp.36-47(2011).

4) 五味, 宮崎, 伊藤, Li, CAT:大量画像の一覧可視化と詳細度制御のためのGUI, 画像電子学会誌, Vol. 38, No.4, 2008.

5) 堀辺, 伊藤, PhotoLab: ユーザの思考を支援する画像閲覧インタフェースの開発, 情報処理学会グラフィクスとCAD研究会第131回研究会(2008).

6) 奥浦圭一郎, 牛越達也, 河野恭之, Contextual Photo Browser:写真参与者情報を利用した写真管理システム, 情報処理学会研究報告, HCI, ヒューマンコンピュータインタラクション研究会報告(2011).

7) 美崎薫, 記憶する住宅-55万枚のデジタルスキャン画像の常時スライドショー・ブラウジングによる過去記憶の魅りの実際, インタラクション2004論文集, 129-136, 2004.

8) 増井俊之, 塚田浩二, 高林哲, 近傍関係にもとづく情報検索システム, WISS2003, pp.79-86(2003).

9) Clauset, A., Newman, M.E.J. and Moore, C., Finding Community Structure in Very Large Networks, Physical Review, E, Vol.70, p.066111(2004).

10)G. Palla, I. Derenyi, I. Farkas, and T. Vicsek, Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society, Nature 435, 814 - 818 (2005)

11) Aaron F. McDaid, Derek Greene, Neil Hurley, Normalized Mutual Information to evaluate overlapping community finding algorithms, CoRR(2011)