

個人の写真集合に基づく人間関係のコミュニティ分割

Splitting Communities Based on Personal Picture Set

捧 隆二十 中村 聡史十 田中克己十
Ryuji Sasage Satoshi Nakamura Katsumi Tanaka

1. はじめに

デジタルカメラが普及する以前は写真を撮影するコストが高く、もっぱら旅行や冠婚葬祭などのイベントの際にしか写真は撮影されなかった。しかし現在では、デジタルカメラの普及によって、撮影コストが下がり、特定のイベントのときだけでなく、日常的に写真が撮影されるようになってきた。中には毎日、一日十枚以上画像を撮影し、何万枚もの画像を所持するライフログと呼ばれる人々も登場している。本稿ではこのように日常的に撮影された画像をライフログ画像と呼ぶ。また、顔認識技術により、人物の顔情報を登録しておく、その人物が登場する画像を自動的に認識することが可能となっている。近年の画像ブラウザは、このように顔情報を利用して過去に撮影した写真を探索、閲覧することが可能となっている。

さらに、人間は様々なコミュニティに属しながら生活している。そのため、撮影される画像もなんらかのコミュニティに関する画像であることが多い。家族に関する画像、研究室に関する画像、地元の友達に関する画像と自分の所持する画像を分類することができるだろう。

そして、コミュニティを軸として画像を検索したい、というニーズも存在する。例えば、研究室の Web ページ作成のため、研究室もメンバーの集合写真を探したいときや、地元の友達と一緒にいった観光地の場所を思い出したいが、その友達の顔は覚えているものの名前は出てこないということがあつた。このようなときに、コミュニティに基づいた検索ができるとたいへん便利である。

しかし、既存のシステムでは一人一人の人物に基づいた検索を行う機能はあるものの、コミュニティに基づいた検索を行うものは存在しない。

また、ユーザの撮影した画像集合を見ることで、ユーザの人間関係を知ることができるだろう。例えば、AさんとBさんが楽しそうに写っている写真があれば、AさんとBさんは仲が良いと言えるだろう。また、10人ぐらいが整列して写っている集合写真があれば、彼らは同じコミュニティに属しているということが推測されるだろう。

そこで、本稿ではユーザの撮影した画像集合を用いて、ユーザに関する人物集合をコミュニティに分割する手法を提案する。

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(注1)や Google の Picasa(注2)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つた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(注3)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という主張している。

3. 画像に現れる人間関係

本稿では個人の撮影した人物情報に基づいて、その個人に関係する人物をコミュニティごとに分割することを試みる。コミュニティへの分割により、ユーザはあるコミュニティの集合写真やあるコミュニティに属しているのは覚えているが、名前は覚えていない人物を探し出すことが可能になると考えられる。

以下、本稿での撮影された人物集合をコミュニティに分割する手法を概観する。

コミュニティを見つけ出すためにまず、人物同士の関係性を定義する。例えば、AさんとBさんが同じ画像に写っていれば、AさんとBさんは関係性が高いと考える。そして、この関係性の値を任意の2人に対して求める。

次に、求められた関係性に基づいて、人間関係のネットワークを作成する。このネットワークのノードは人物であり、人物間のエッジの重みは両者の関係性となる。結果として得られるネットワークは重み付き無向グラフとなる。

このネットワークをクラスタリングすることで、ユーザと関係する人物集合をコミュニティに分割していく。クラスタリング手法には1つの要素は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1つの要素が2つ以上のクラスタに属することも許容するハード・クラスタリングがある。本稿では、ハード・クラスタリングとして Newman 法[9]、ソフト・クラスタリングとして CPM (Clique Percolation Method)[10]を使用した。

4. 人物間の関係性

本研究ではまず、人物が写っている画像から人物同士の関係性を数値化する。

ここで、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。

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。

関係性を数値化するにあたって、個人の所有する画像集合において直感的に正しいと考えられる以下の事項を前提としよう。

まず、AさんとBさんが二人だけで写っている画像があれば、その二人の関係性は高いと言えるだろう。また、画像中に10人の人物が写っており、その中にAさんとBさんがいる場合よりもAさんとBさんだけが写っている場合のほうがより関係性があるといえる。また、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さんが写っている場合も、両者に関係性があると認められるだろう。

これらをまとめると以下のようになる。

- 同じ画像に写っている人物同士は関係性が高い。
- 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ければ、両者の関係性は高い。
- 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、両者に関係性がある可能性が高い。

以上のことを踏まえて、人物Aと人物Bの親密性 $f(A, B)$ を以下のように計算した。

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

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。

(1)はまず、人物Aの写っている画像それぞれについて、その画像に人物Bが写っていれば($t_i = t_j$ のとき)、その画像に含まれる人物数の2倍の逆数を親密性に加算している。これは、同じ画像に写っている人物は親密であり、その画像に含まれている人物の人数がより少ないほうが関係性が高いという仮定に基づいている。さらに、その画像にBが写っていないときには、その画像の撮影時刻に最も近い撮影時刻のBが写っている画像を見つけ、その時刻差に指数関数を適用し逆数をとったものと、両画像の人物数の逆数を取ったものを掛け合わせ、加算している。これは、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という仮定に基づいている。これを、人物Bについても行い、関係性を計算した。

そして、あらゆる人物の組み合わせの関係性を計算することで、人物をノードとし、親密性をエッジの重みとする人間関係のネットワークが形成される。★★図

次章からはこのように作成されたネットワークをクラスタリングしていく。

5. Newman 法によるクラスタリング

まず、Newman法により人間関係のネットワークをクラスタリングする。Newman法は、同一クラスタに含まれるノード間にはエッジが多く、異なるクラスタ間にはエッジが少なくなるようにノードをクラスタリングするアルゴリズムである。また、一つの要素は一つのクラスタにしか属さないハード・クラスタリングである

Newman 法によるクラスタリング結果の精度を調べるために実験を行った。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)提案手法を用いて、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 1、図 1、図 2 のようになった。

表 1 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

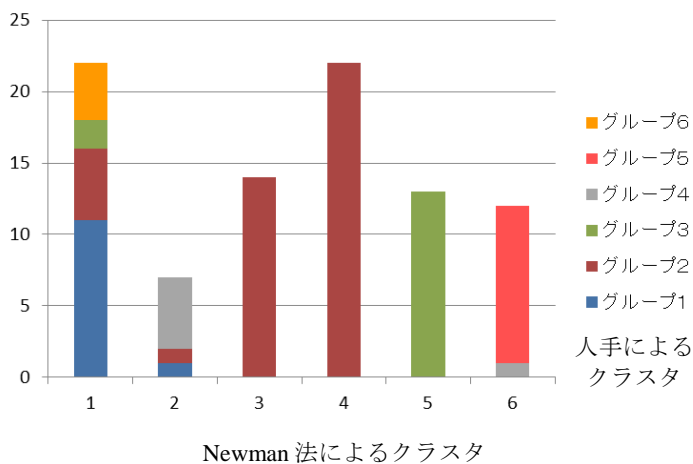


図 1. 被験者 1

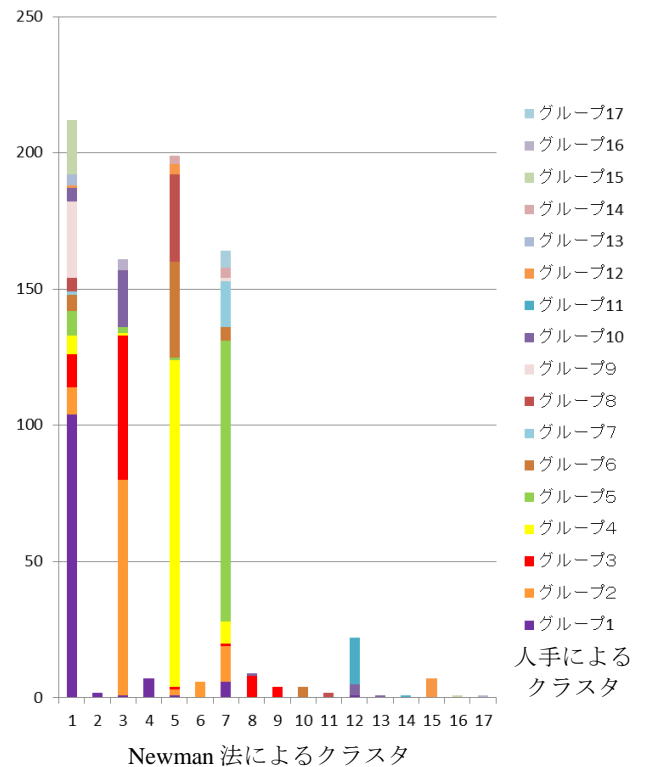


図 2. 被験者 2

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。

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、と考えられる。

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。

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、次章ではソフト・クラスタリングを試みる。

5. CPM によるクラスタリング

本章では、CPM(Clique Percolation Method)による人間関係のクラスタリング結果の精度の実験を行った。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。また、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、CPM はソフト・クラスタリングの手法といえる。

そして、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グループ分けする。この時、一人の人間を複数のグループに入れることを許容する。

(2)CPM および Newman 法を用いて、被験者の Picasa に登録されている人物をクラスタに分割。

(4)被験者自身によりクラスタリングされた結果と CPM および Newman 法によりクラスタリングされた結果を相互情報量により比較。

表 2 CPM および Newman 法によるクラスタリング評価実験

	CPM	Newman 法
相互情報量	0.795	0.78

被験者は 1 人である。また、この被験者は前章の実験の被験者 1 と同一の人物である。実験結果は表 2 のようになった。

相互情報量とは一方の変数を知ることでもう一方をどれだけ推測できるようになるかを示す情報量の尺度である。

表 2 より、わずかではあるが Newman 法によるクラスタリングよりも CPM によるクラスタリングのほうが相互情報量が大きくなっている。また、その内容も複数のクラスタが併合されてしまうなどの課題が解決していた。

CPM による人物のクラスタリングは前章の被験者 2 のデータを用いても試みた。しかし、CPM の計算量が大きすぎるため、結果を得ることができなかった。

この結果により、ソフト・クラスタリングにより、複数のクラスタに属するような人物によりクラスタが併合してしまうなどの課題が解決するということが考えられる。しかし、CPM は計算量が大きすぎるため、人物の数が多すぎる場合などには適用できないという課題が浮上した。これからは、CPM 以外のソフト・クラスタリングのアルゴリズムを用いて、クラスタリングしようと考えている。

6. まとめ

本稿では、膨大な数の個人が撮影したライフログ画像集合の中から、撮影者の関係する人物をコミュニティに分割することを試みてきた。

4 章では人物間の関係性を画像集合に基づいて、計算した。そして、その関係性に基づいてネットワークを構築した。5 章では、そのネットワークを Newman 法というハード・クラスタリングのアルゴリズムを用いて分割する実験を行った。ここでは、ハード・クラスタリングが想定していない複数のクラスタに属するような人物の存在により、複数のクラスタが併合されてしまうといった課題が浮上した。6 章では、CPM というソフト・クラスタリングのアルゴリズムを用いてネットワークを分割する実験を行った。結果、5 章で得られた、複数のクラスタが併合されてしま

うという課題は克服されたものの、計算量が多すぎて、人物の数が多き場合には計算が終わらない、という問題が生じてしまった。

今後の課題としては、関係性の測定の仕方を洗練させることが挙げられる。今回の計算方法では、大量の写真をとったイベントが存在すると、そのイベントに参加した人々の関係性が必要以上に高くなってしまいう問題が見られたので、この点を解決する必要があると考えられる。また、本稿ではソフト・クラスタリングの手法として、CPM を用いたが計算量が大きすぎるので、データ量の大きいユーザには適用できないことが分かった。今後は CPM 以外のソフト・クラスタリングの手法を模索していく必要がある。

また、本稿ではクラスタリングの手法のみになってしまったが人物のクラスタリングは最終的に個人の画像集合の中から目的の画像を見つけ出すことを目的としている。例えば、研究室の友人たちで撮った写真が欲しいや、名前は忘れてしまったが、あるコミュニティに属している人の写真が欲しい、などのニーズに応えられるようなシステムがコミュニティの分割によって、出来るようになると考えている。本稿では紹介できなかったが、今後、コミュニティの分割を有効に用いた個人画像検索システムを作成したいと考えている。

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甦りの実際, インタラクシオン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. Derényi, I. Farkas, and T. Vicsek, Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society, Nature 435, 814-818 (2005)