

ライフログ写真データに基づく連想検索に関する研究

上村 真也¹ 梶 克彦¹ 廣井 慧² 竹中 光³ 武内 重樹³ 岡本 学³ 河口 信夫^{1,2}

概要：現在，Android 端末や iPhone などのスマートフォンを用いることでライフログとしての写真データが容易に，また大量に記録出来るようになってきている．写真データを見返す際の検索方法として，写真データを付与されている Exif 情報から取得した日付や場所を用いる他に，自分で付与した出来事情報を用いて検索する仕組みは存在する．写真データのコンテキストを解釈して検索することは困難である．それらを用いた写真データの検索では検索のキーとなるものを忘れてしまうと検索が不可能となる．本研究はライフログとして記録した写真データの検索に多様性を持たせ，人が記憶を辿るように検索を行う事を可能とする連想検索を提案する．連想検索を実現するために，写真データに対して Exif の位置・時刻を用いて Web サービスからの情報抽出や，画像中のオブジェクトの抽出，写真データの出来事推定により自動的な多数のタグ付け方法を提案する．それら写真データに対して，付与された多数のタグを用いた連想検索の実現を目標としている．本稿ではタグ付けの実現可能性を確認するために，写真の出来事推定に用いる画像中のオブジェクト抽出に関する評価実験を行い，形状がある程度固定された物体では 9 割以上の認識率で認識出来る事がわかった．

Study on associative search based on the life log photo data

UEMURA SHINYA¹ KATSUHIKO KAJI¹ KEI HIROI² HIKARU TAKENAKA³ SHIGEKI TAKEUCHI³
MANABU OKAMOTO³ NOBUO KAWAGUCHI^{1,2}

1. はじめに

近年，Android 端末や iPhone などのスマートフォンが普及している．それらのセンサを用いることでライフログが容易に記録出来るようになってきている．特にライフログとして記録する写真には，スマートフォンのセンサを用いることで自動的に写真データに対し，位置情報や時刻情報を埋め込むことが可能となっており，いつ，どこで，撮影したという情報まで簡単に保存可能となっている．また端末のデータ保存領域の大容量化，クラウド技術の発達により端末の保存領域を気にする事なく大量に保存可能となりつつある．

しかし大量に保存された写真データを検索する際，位置・時刻の利用はそれらを忘れてしまった場合に非常に検

索が困難な状況になってしまう．また，写真データに対してユーザが自分自身の手で出来事に関する情報を付与する事で，それらを用いた検索も可能となるが，大量なライフログ写真に対して手動で情報を付与する事は非常に手間のかかる作業である．既存の画像の連想検索としてユーザが検索に用いたキーワードから連想される画像も検索を実現しているものも存在する [1]．この連想検索には画像に対して説明文が付与されている必要があり，普段記録する写真には 1 枚毎に説明文を付けないのが一般的である．

そこで本研究ではライフログとして記録した写真データからコンテキスト情報を抽出し，多様な検索を実現する連想検索を提案する．写真データには Exif 情報として，時刻・位置情報が記録されているとする．ここでの連想検索とはユーザの記憶が曖昧な状態から目的の写真データを記憶を辿るように見つけ出す検索を指す．例えば「この前雨が降った日の飲み会の写真」「九州でお昼ご飯にラーメンを食べたある学会」といった曖昧な情報から目的のデータの取得を目標としている．

¹ 名古屋大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Nagoya University

² 名古屋大学 未来社会創造機構
Institute of Innovation for Future Society, Nagoya University

³ 日本電信電話株式会社 NTT サービスエボリューション研究所
NTT Service Evolution Laboratories

2. 関連研究

既存の画像の連想検索の研究として、芥子らはユーザが検索に用いたキーワードから連想される画像の検索を実現している [1]. 従来のキーワード検索を画像検索に応用する場合、写真の内容を詳細に記述する必要がある。そこで画像の連想検索に百科事典の知識を元に連想検索を実現している。この研究では百科事典という客観的な情報のみだけでなく、主観的な情報として検索結果の良し悪しをユーザに判断させ、それにより以降の検索に主観的な情報反映している。画像検索の研究としては、画像を検索のキーとして、ユーザの主観情報を取り入れた主観的類似度を用いた類似画像検索がある [2]. 画像のコンテキスト解釈に関しては、シーンが持つ意味的なカテゴリーや空間レイアウト、シーンに含まれるいくつかの主要なオブジェクトを総称してシーンの gist といい、画像中のシーンを認識するためには、キーとなる何かしらのオブジェクトの認識が必要となっている [3]. 画像のシーン認識においては画像中のオブジェクト認識が密接に関わっている。

2.1 日常を記録した写真データ検索の問題点

現在、iPhone や android といった多種多様なセンサを備えたスマートフォンが普及している。それらが搭載したカメラを用いることで、簡単に日常の記録を写真データとして容易に記録出来るようになった。またクラウドストレージサービスの普及や、スマートフォンのストレージ大容量化に伴い、保存容量を気にすることなく、大量に写真データを記録出来るようになってきている。

しかし、端末で大量に記録した写真データを検索する方法は一般的に、写真時に自動的に記録された時刻、位置やユーザが自分で付与したタグ情報のみでしか検索が出来ない。記憶が曖昧になってしまった写真データを検索する際、目的の写真データを見つけ出すのが非常に困難である。その原因として検索時に利用可能なキーが少ないからであると考えられる。しかし、後々検索しやすくするために、ユーザが写真データに対してタグ情報を付与する事は、ユーザにとって非常に手間となる。

既存研究では写真に対して連想される情報を自動的に付与して、ユーザが検索に用いた言葉に連想される画像の検索を実現している [1]. この連想検索では、写真データに付与したテキスト情報をもとに、連想される情報を自動付与している。日常を記録したの写真データは Twitter や Facebook 等にテキストデータが付与された写真データはあるものの、全ての写真にテキストが付いている訳ではないため、日常の記録した写真には適応出来ない場合もある。

3. 日常を記録した写真データの連想検索の提案手法

3.1 写真データの連想検索の目的

本研究ではライフログデータを活用して、ユーザに特定の出来事を思い出させる事を目的とする。写真データに対して付加情報を多数付与する事で、多数のアプローチで写真データ検索が可能となる。写真データに対して多数の情報を付与する必要がある。Facebook や Twitter 等にアップロードする写真には、テキスト情報が写真データに対して付与されているが、そうでない写真も多数存在する。そのためライフログとして記録している写真データに対しては、既存研究の写真に付与されたテキスト情報を用いての連想検索が適応出来ない場合も存在する [1].

そこで本研究では、日常を記録した写真データに対して、記録した写真データのみを用いて多数の情報をタグとして自動的に写真データに付与する事を検討する。自動的に写真データに対して付与するタグ情報としては、出来事や、写っているオブジェクト、天気、撮影場所の情報等で、人が思い出す時に用いそうな情報の自動付与する。付与されたタグ情報を用いて、人が思い出すように検索を可能とする連想検索の実現を目指す。

3.2 連想検索と本論文での対象

本研究でいう連想検索とは、「人が思い出すように行う検索」を指すが、具体的には二つの意味がある。一つは曖昧な条件からの検索を意味する。例えば「雨が降った日の飲み会」といった曖昧な条件での目的データの検索である。クエリとしては、雨、飲み会を用い、ユーザにはそれらのタグが付与されているデータを提示する。もう一つは、ある条件からその条件に関連した他の条件を持つデータの検索である。具体例としては、「研究会の後の飲み会」といった写真データを検索する場合、時系列的に「研究会」という出来事タグの後に存在する「飲み会」タグを持つ写真を全てユーザに提示する。このような検索が、本研究の意味する連想検索である。連想検索を実現するためのステップとしては、

- (1) 画像からオブジェクトの抽出
 - (2) 画像に対するタグ付け
 - (3) タグを用いた画像の検索・画像の提示
- の3つに分かれている。

連想検索を行うにあたって、画像に対するタグ付けが必要不可欠である。本研究の目的である特定の出来事をユーザに思い出させるために、出来事の推定は非常に重要である。出来事は写真データからオブジェクトを抽出し、付与されたオブジェクトタグの組み合わせで推定を行い、出来事タグとして写真データに付与する。写真中のオブジェクトの抽出が出来事推定において重要となってくるため、本

稿では画像への自動的に行うタグ付けの実現可能性について調べた。

3.3 画像中のオブジェクト抽出

人が思い出すときに重要な要素の一つとして出来事がある。そのため本研究では出来事の推定を行い、タグとして付与する。出来事にはその出来事を象徴する複数のオブジェクトが存在すると考えられるため、出来事の抽出は非常に重要である。そのため 3.2 節のステップ (1) で述べたように画像からオブジェクトの抽出を行う。ここで抽出されたオブジェクトは、オブジェクトタグとして画像に対して付与する。

3.4 画像に対するタグ付け

3.2 のステップ (2) である画像に対するタグ付けについてここでは述べる。大きく分けて画像には二つの方法を用いてタグの付与を行う。一つ目は Web 上の情報を用いて行うタグ付けである。二つ目は写真データ中のオブジェクトを用いて、出来事の推定を行う出来事タグの付与である。以下ではこの二つの方法について詳しく述べる。

3.4.1 Web を用いたタグ付け

Web 上のデータから取得出来る情報をタグとして付与する事で、検索時に単純な緯度経度のみ意外の検索を可能とする。例えば住所やスポット名、スポットジャンルから検索が可能となる。店舗名そのものを忘れてしまった場合や、住所がわからないといった曖昧な記憶だが、「ラーメン屋」に行ったことは覚えているといった状況でも検索も可能にする。こういった付加情報をタグとして Web 上のデータを利用することで複数付与する。

3.4.2 出来事タグの付与

本研究では写真データから出来事の推定を行い、出来事を写真データに対してタグとして付与する。出来事の抽出には写真データに写っているオブジェクトを特徴として用いる事で出来事の推定を行う。図 1 は写真データから出来事を推定した例である。日常を記録した写真には写真 1 枚から出来事を推定することが難しい場合がある。例えば飲み会といった出来事の場合、人だけを撮影したり、ビールだけを撮影したりする場合も考えられる。

そのため出来事を推定する際、単体の写真データのみで出来事を推定するのではなく、複数枚の写真から推定を行う。一つの出来事に対して、写真データは位置的・時間的に偏りがあると考えられるため、その偏り毎に写真データのグループ分けを行う。そしてそのグループ中の写真全体からオブジェクトの抽出を行う。グループ分けされた写真全体から、出来事を象徴するオブジェクトが検出された場合はそのグループの写真全てに対して、推定された出来事をタグとして付与する。例えば、ビールの写真や多数の人が写った写真が検出された場合、その写真グループに対

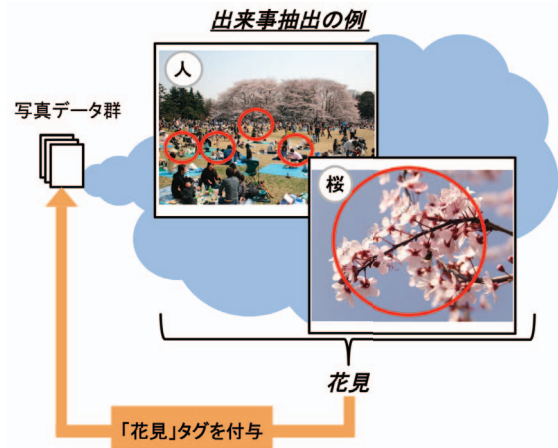


図 1 出来事抽出例

し「飲み会」という出来事タグを付与したり、桜と人と食べ物が発見された場合には「花見」とタグの付与が可能であると考えられる。

3.5 タグを用いた画像の検索・画像の提示

3.2 節のステップ (3) については、(1)(2) のステップにより付与されたタグ情報を用いて、写真データの検索を行いユーザに対して写真の提示を行う。ステップ (1)(2)(3) により行われる連想検索のイメージとしては図 2 に示すとおりである。図中の青丸内の数字は 3.2 節のステップと対応している。

4. タグ付与システムの設計

4.1 タグ付与システム

3.2 のステップ (2) におけるタグ付与を行うシステムは図 3 のようになる。写真データを SNS やクラウドストレージ、ユーザの使用している端末等から取得する。その写真データをクエリとし、写真データ中のオブジェクト抽出を行う。ここで抽出されたオブジェクトを写真データに対してオブジェクトタグとして付与する。

オブジェクトタグを付与した後、写真データの Exif 情報から位置・時刻情報を抽出し、位置・時刻タグとして写真データに付与する。抽出された位置・時刻情報を用いて Web 上の情報を抽出してくる。抽出したタグを Web 情報タグとして写真に付与する。

また抽出した位置・時刻により、グループ分けを行う。出来事は位置・時刻的に偏りがあると考えられるため、偏り毎にグループ分けをする。各グループには、他のグループと重複しないようにグループ ID を付与する。グループ ID が共通な写真データに付与されているタグから、出来事の推定し、タグとして付与する。これらによりタグ付けされた写真データが出力される。

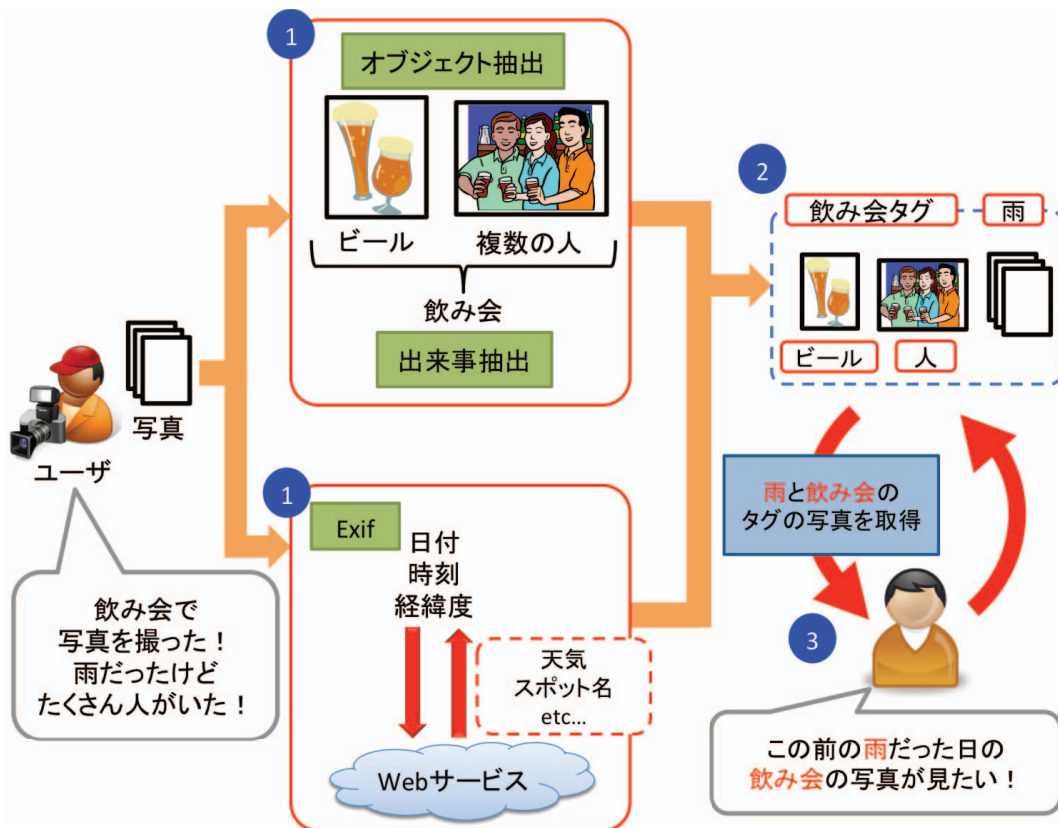


図 2 提案手法の全体像イメージ

4.2 オブジェクト抽出

写真データに対する出来事タグを付与する際に、画像中のオブジェクトのタグを用いる。そのため、画像中のオブジェクト認識が必要である。本稿では画像中のオブジェクト認識のために、オブジェクト認識の設計を行った。検出されたオブジェクトは写真データに対しタグとして付与する。本稿では写真データ中のオブジェクト認識に対する認識精度に関する評価実験を行った。

写真データ中のオブジェクト認識には、画像処理の分野でよく使われる物体認識の Bag-of-keypoints を用いて設計を行った。写真データに対するオブジェクトタグを付与するためには、大きく分けて二つのプロセスが必要である。一つ目のプロセスとしては、正解データとして認識させたいオブジェクト名が付与されている画像データセットを用いて、特徴量の抽出を行い k 近傍法等の機械学習の手法を用いて学習を行う。二つ目のプロセスでは、一つ目のプロセスで学習したデータを用いて、ユーザが記録した写真データ中のオブジェクトの検出を行い、検出されたオブジェクトのタグを付与する。

4.3 Exif 情報の位置・時刻抽出と Web 上の情報抽出

写真データの位置・時刻情報は写真データの Exif 情報を用いる。そこから抽出される位置・時刻をタグとして写真に付与する。また抽出された位置・時刻を用いて Web 上

から取得できる情報を抽出する。例えば天気情報は位置と時刻の両方を用いることで Web 上から取得可能である [5]。他には位置に対するスポットの情報もあげられる。位置情報を用いれば撮影地点のスポット名、スポットジャンル、住所等の地点情報も取得可能である [6]。他にはその場所でのイベント情報の取得も可能である [7]。また Web から取得した情報を元に、そこから更に Web を用いて抽出可能な情報も取得する。

4.4 画像のグループ分けと出来事推定

本研究では画像に対して、出来事の推定を行い出来事タグとして付与する。写真中のオブジェクトタグの組み合わせを用いて予め作成しておいた出来事とオブジェクトタグの組み合わせと比較することで、出来事の推定を行う。出来事タグの付与には、予め出来事とオブジェクトタグの組み合わせのリストを用意しておき、それを元に出来事の推定を行う。

出来事推定を行うにあたって、日常を記録する写真データ 1 枚から出来事の推定を行うのは困難な場合がある。例えば写真 1 枚に複数の人タグが付与されていた場合、飲み会なのか花見なのか、出来事を一意に推定することが出来ない。

そのため本研究では出来事の推定には写真単体からではなく、同じ出来事と考えられる複数写真グループ全体のオ

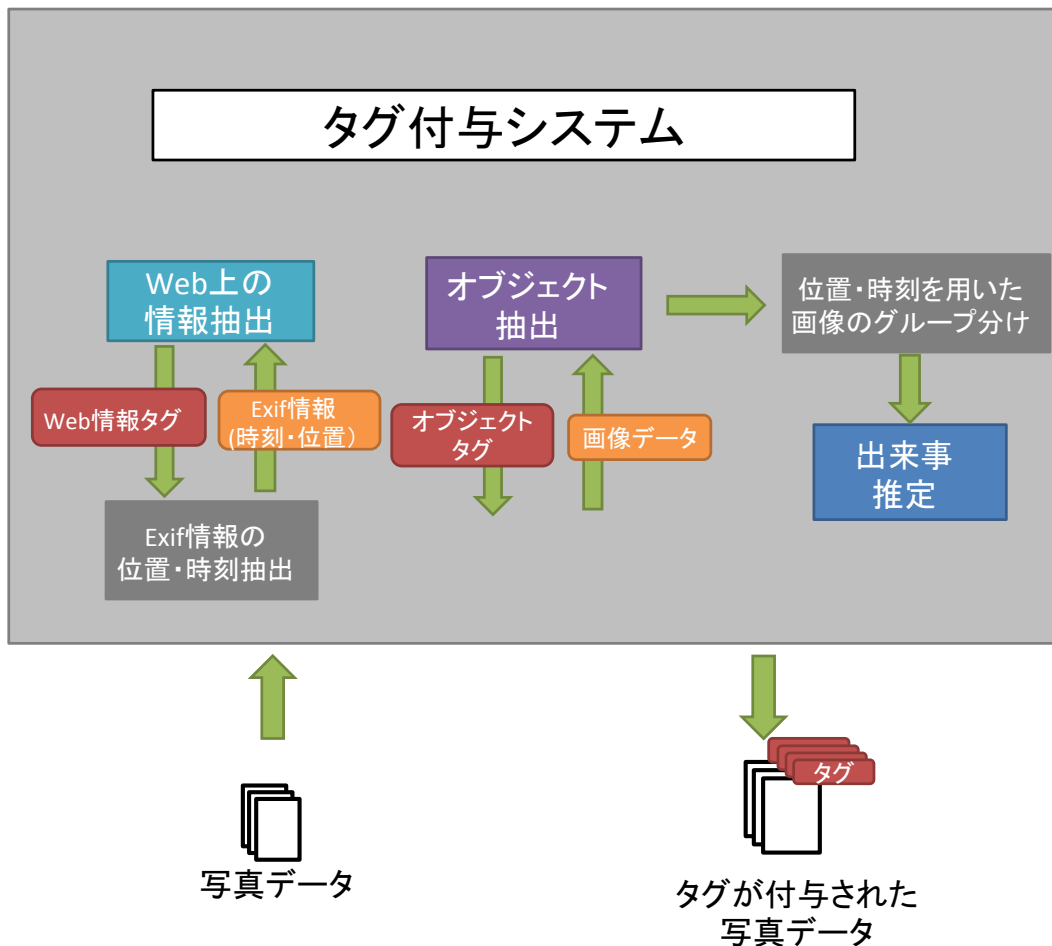


図 3 タグ付与システム

ブジェクトタグを用いて推定を行う。そうする事により、同じグループに属するある写真からは人というオブジェクトタグが複数、ある写真からはビールというオブジェクトタグが検出できれば飲み会と推定可能である。

そのために出来事毎にグループ分けを行う必要がある。グループ分けには写真の位置・時刻情報を用いる。位置的、時間的に偏りがあれば、それをグループとみなし、グループIDを付与する。同一グループIDが付与されている写真データ全体のオブジェクトタグを用いて出来事推定を行う。このようにして写真データに対し、タグ付けを行う。

5. 画像へのオブジェクトタグ付与に関する評価実験

5.1 実験の目的

提案する連想検索の実現可能性を調べるために、タグ付けが自動で可能か評価実験を行った。提案したタグ付与システムにおいて、重要な機能の一つに出来事推定がある。出来事の推定には、オブジェクトタグの組み合わせにより推定を行う。例えば、「桜」「人」「ビール」というオブジェクトタグの組み合わせにより、花見という出来事を推定し、それを出来事タグとして写真データに付与する。

出来事タグ推定に用いるオブジェクトタグ付与は必要不可欠である。本稿では出来事タグ推定のために必要な、写真データ中のオブジェクトタグ付与に用いるオブジェクト抽出に関する評価実験を行った。

5.2 オブジェクト抽出実験の内容

オブジェクト抽出を行う際の正解データとして、ラーメン、ビール、カレー、肉まんの4種類の正解ラベル付き画像データを各100枚ずつ用意した。これらが画像中から認識出来た時、例えばラーメンとビールが抽出出来たならば、飲み会の締めといった出来事の推定が可能となる。カレーや肉まんは通常の食事といった出来事の時に抽出されると考えられる。これら出来事のキーとなるオブジェクトの正解データを元に、それらの画像が識別出来るかといった評価実験を行った。

図4は評価実験に用いた画像の例である。各正解ラベルにつき画像の90枚ずつを学習に用い、残り10枚をテストデータとして用いて分類精度を評価した。各画像データからBag-of-keypointsにより生成されるヒストグラムをk近傍法を用いて分類を行った。k近傍法にはユークリッド距離により距離計算を行い、テストデータから生成されるヒ



図 4 評価実験に用いた画像の例

ストグラムの、近傍 5,10,15 個の正解データから生成されるヒストグラムの中で一番多く見つかった正解データを、テストデータの正解ラベルとし、精度の検証を行った。

5.3 オブジェクト抽出のための実験環境

5.3.1 正解データから特徴量の抽出と学習

写真データ中のオブジェクトを認識するために本研究では Bag-of-keypoints を用いた。Bag-of-keypoints ではまず画像から局所特徴量を抽出する。本研究では画像のスケール変化や回転に不変な特徴量である Scale-Invariant Feature Transform(SIFT)[8] を用い、画像それぞれから SIFT 特徴量を抽出した。SIFT は Difference of Gaussian(DoG)[8] を用いて検出可能な視覚的顕著性のある点を特徴点とし、特徴点のオリエンテーションとスケールを特徴量として用いる。しかし、Bag-of-keypoints では、その方法で抽出した特徴量ではかなり性能が落ちることが知られている [10]。そのため、視覚的顕著性のある点はいずれ、一定感覚毎に密に特徴量を抽出した。学習に用いる画像は縦横 300 ピクセルに収まるように縮小し、SIFT 特徴量を抽出している。1 枚の画像から 3000 から 4000 程度の SIFT 特徴量を抽出している。

全正解データセットから抽出した特徴量を特徴量の距離によりクラスタリングした。クラスタリングには k-means を用い、クラスタ数は 500 とした。各クラスタの代表ベクトルを抽出し、抽出された代表ベクトルの集合をコードブックとして代表ベクトルの辞書作成する(図 5)。代表ベクトルにはクラスタのセントロイドを用いた。そのコードブックを用いて正解データセットから抽出される SIFT 特徴量をベクトル量子化し、代表ベクトルの出現頻度ヒストグラムを画像データ全てに対し生成する(図 6)。ここで作成されたヒストグラムがオブジェクト認識に用いられる正解画像の特徴量となる。

実装で用いた Bag-of-keypoints の作成のための SIFT 特徴量抽出や、k-means、代表ベクトルのヒストグラム作成にはコンピュータビジョンの向けのライブラリである OpenCV[9] を用いた。

5.3.2 テストデータのオブジェクトの識別

記録した写真データに対し、オブジェクトタグを付与を

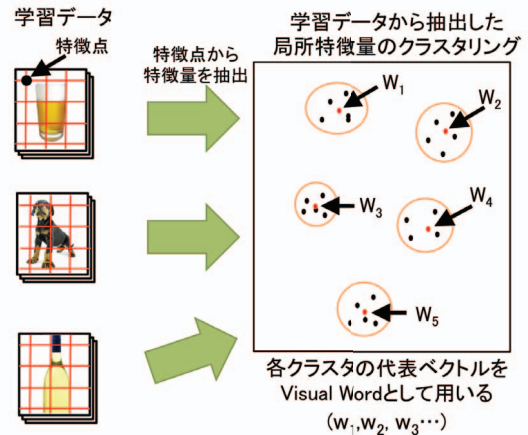


図 5 Visual Word の抽出

画像から代表ベクトルのヒストグラムを作成

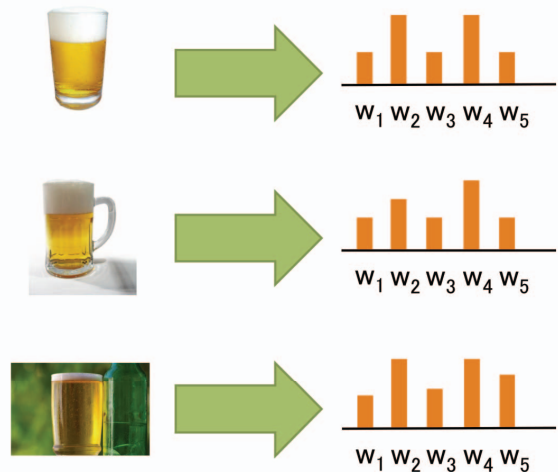


図 6 画像から VisualWord のヒストグラム生成

行うには、まず 5.3.1 節と同様の方法で局所特徴量の取得を行う。そして 5.3.1 節で作成したコードマップを用い、ベクトル量子化を行い代表ベクトルの出現頻度からヒストグラムを作成する。5.3.1 節で正解データセットから抽出したヒストグラムと、タグ付けを行いたい画像のヒストグラムを比較し、一番マッチしたタグをその写真データに存在するオブジェクトのタグとしてタグ付けを行う。比較には k 近傍法、サポートベクターマシン等を用いて識別器を作成し、それにより識別する(図 7)。ここで作成されたヒストグラムがオブジェクト認識に用いられる正解画像の特徴量となる。

5.4 結果と考察

結果は表 1,2,3 となった。表の一番左の列に書かれているオブジェクト名はテストデータに用いた正解オブジェクト名であり、一番上の行に書かれているオブジェクト名は、識別結果のオブジェクト名である。表から k の値が 5,10,15 と変えた時、ラーメンは 10 個中の正解が全て 4 つ、ビー

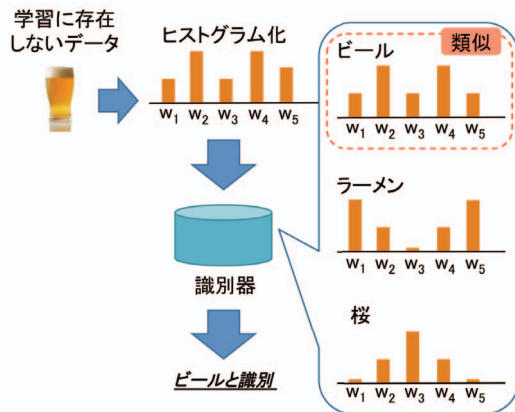


図 7 写真データに対するオブジェクトのタグ付け

ルは 10 個中 10 個全て正解とこれら二つは精度向上は見られなかった、肉まんは 4, 5, 6 と精度が向上している、カレーは $k=10$ の場合のみ精度が落ちている。今回の実験では k の値が精度に影響しているか判断は出来なかった。

また k の値に関わらずビールの識別率が高いことがわかる。この結果から、識別しやすい物体と識別が難しい物体が存在していることがわかる。本研究では出来事の推定に写真データ中のオブジェクトを特徴量として用いるため、出来事の推定には認識しやすいオブジェクトを特徴量として使用すると、出来事の推定精度向上が図れると考えられる。そのため、出来事の推定を行う際に、出来事の象徴となるオブジェクトであり、かつ高い精度で認識が可能な物体は出来事推定に特に有用なオブジェクトとかがえられる。

ラーメンをカレーと、カレーをラーメンと識別してしまうことが多いことも読み取れる。ここからラーメンとカレーの正解データの分布が似通ったところがあると推測できる。ビールのような形状や色がある程度固定のオブジェクトに対し、ラーメンやカレーは、一種類の食べ物の中に、多数の色、形状が存在することから、90 枚の正解データでは不十分だった可能性があるため、正解データを増やす事で精度向上の可能性がある。

今回の評価実験の結果から、今回の評価実験で用いたビールのように識別しやすいオブジェクトの組み合わせを出来事抽出に用いる事で推測可能な出来事に対しては、出来事推定の可能性がある。そのため、出来事の象徴となるオブジェクトでかつ高精度な認識が可能な物体を今後調べていく必要がある。しかしその他のラーメン、肉まん、カレーといったオブジェクトに関しては、精度が不十分であるため、食事といった出来事の推定は難しい。今後用いる学習データの数や、より適切な学習方法を検討する必要がある。

6. おわりに

本稿では日常を記録した写真データの連想検索について提案した。写真データの連想検索のために、写真データに

表 1 $k=5$ の k 近傍法による識別結果

データ\識別数	ラーメン	肉まん	ビール	カレー
ラーメン	4	3	0	3
肉まん	1	4	2	3
ビール	10	0	0	0
カレー	3	0	1	6

表 2 $k=10$ の k 近傍法による識別結果

データ\識別数	ラーメン	肉まん	ビール	カレー
ラーメン	4	3	0	3
肉まん	2	5	2	1
ビール	0	0	10	0
カレー	4	0	1	5

表 3 $k=15$ の k 近傍法による識別結果

データ\識別数	ラーメン	肉まん	ビール	カレー
ラーメン	4	3	0	3
肉まん	2	6	1	1
ビール	0	0	10	0
カレー	4	0	0	6

に対するタグ付けとタグを用いた検索について提案した。連想検索に必要な写真データに対するタグ付けに関して、写真データ中のオブジェクト検出のために、Bag-of-keypointsを用いた特徴量により、オブジェクトの識別について評価を行った。本稿ではオブジェクト識別のための正解データの学習に k 近傍法を用いた。

今回の識別結果は十分とは言えないため、今後はその他の学習方法についても評価を行い、本研究の目的に適したオブジェクト認識について検討が必要である。また本稿ではオブジェクト単体が写っている画像データからオブジェクトの識別についてのみを評価したため、今後は複数オブジェクトが存在する画像データ中のオブジェクト検出について評価していく。

抽出されたオブジェクトから出来事の推定についても今後検討していく必要がある。本稿では写真に対するタグ付けの方法として、Web 上のデータを利用したタグ付けを提案した。そのシステムの検討、実装の必要もある。タグが付与されたの連想検索のインターフェースの検討、実装も今後の課題である。

参考文献

- [1] 芥子 育雄, 池内 洋, 黒武者 健一. :百科事典の知識に基づく画像の連想検索電子情報通信学会論文誌. D-II, 情報・システム, II-情報処理 J79-D-2(4), 484-491, 1996.
- [2] 栗田 多喜夫, 下垣 弘行, 加藤 俊一.:主観的類似度を適応した類似画像検索. 情報処理学会論文誌 31(2).pp.227-237(1990).
- [3] 竹内 龍人.:シーンの認識と探索にかかわる視覚のメカニズム映像情報メディア学会技術報告 33(24), 7-14, 2009
- [4] Csurka, G., Bray, C., Dance, C. and Fan, L.:Visual categorization with bags of keypoints, Proc.of ECCV Workshop on Statistical Learning in Computer Vision, pp. 122

- (2004).
- [5] 天気予報 API
<http://tenkiapi.jp/index.html>.
 - [6] Foursquare API
<https://developer.foursquare.com/>
 - [7] ATND <http://atnd.org/>
 - [8] D.G. Lowe: Object Recognition from Local Scale-invariant Features, Proc. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pp.1150-1157 (1999)
 - [9] OpenCV
<http://opencv.org/>
 - [10] Eric Nowak, Frdric Jurie, and Bill Triggs, Sampling Strategies for Bag-of-Features Image Classification, ECCV (2006).