

平成 28 年度
学士学位論文

ファジィクラスタリングを用いた 局所特徴による部分画像検索

Fuzzy Clustering of Local Features
for Region-Based Image Retrieval

1170329 鈴木 夏美

指導教員 吉田 真一

2017 年 2 月 28 日

高知工科大学 情報学群

要 旨

ファジィクラスタリングを用いた 局所特徴による部分画像検索

鈴木 夏美

部分画像検索 (Region-Based Image Retrieval(RBIR)) は、類似画像検索の一つであり、画像の部分的な類似性に基づいて画像を検索するシステムである。このシステムでは、キーワードの代わりにビジュアルキーが用いられ、その選定には画像特徴により部分画像のクラスタリングを行う。画像の特徴に局所特徴を用いるものも提案されている。画像の特徴に局所特徴を用いる場合は、特徴量そのもののクラスタリングも事前に行われ、ヒストグラムが作成される。これまで、K-means 法や Ward 法のようなハードクラスタリングが用いられてきた。しかし、ハードクラスタリングは、クラスタの境界を明確に定めるため、境界線上にあるデータも必ずどちらか一方のクラスタに所属しなければならないという問題がある。そのため、本研究では、クラスタの所属にあいまいさを持たせるソフトクラスタリングの一つである、ファジィ C-means 法 (FCM) を用いる。

検索精度の評価は、画像データベース 200 枚の画像を 3×3 に分割した部分画像からビジュアルキーを 20 枚選定し、被験者 10 名による実験を行う。K-means 法を用いた従来手法と FCM を用いて部分画像の特徴抽出をする手法および FCM を用いてビジュアルキーの選定をする手法の各手法に対する適合率、再現率、F 値の比較をする。実験の結果、FCM を用いてビジュアルキーの選定をする手法の各手法では、適合率 16%、再現率 28%、F 値 0.16 と、従来手法と比べて、適合率が 1 ポイント、再現率が 3 ポイント、F 値が 5 ポイント向上し、FCM の有効性を確認している。

キーワード クラスタリング, ファジィ C-means 法, 部分画像検索

Abstract

Fuzzy Clustering of Local Features for Region-Based Image Retrieval

Natsumi Suzuki

Region-Based Image Retrieval(RBIR) is a variation of the Content-Based Image Retrieval (CBIR) and it uses similarity of partial regions in each image. In RBIR, visual-keys are used instead of keywords and are created by data clustering based on similarity of the image features of partial regions of images (bag-of-features). RBIR with local features also have been studied. RBIR with local features performs data clustering both for extraction of bag-of-features and selection of visual-keys. Conventional methods use K-means or Ward clustering called hard clustering. However, hard clustering determines the boundaries of clusters clearly. In this study, we apply fuzzy C-means(FCM), which is one of soft clustering. Using FCM, datasets can be classified to all clusters with membership values. Proposed RBIR system is evaluated by 10 subjects using 200 images. Precision, recall, and F-measure of two proposed methods, which are extracting bag-of-features using FCM and selecting visual-keys using FCM, are compared with those of the conventional method using K-means. The result shows that the accuracy is the highest in the case of method of selecting visual-keys using FCM. The precision is 16%, the recall is 28%, and F-measure is 0.16, for the method of selecting visual-keys using FCM, while the precision is 15%, the recall is 25%, and F-measure is 0.11 for conventional method.

key words Clustering, Fuzzy C-means, Region-Based Image Retrieval

目次

第 1 章	序論	1
第 2 章	関連研究	3
2.1	類似画像検索	3
2.1.1	Content-Based Image Retrieval(CBIR)	3
2.1.2	Region-Based Image Retrieval(RBIR)	3
2.2	局所特徴量	4
2.2.1	Features from Accelerated Segment Test(FAST)	4
2.2.2	Binary Robust Independent Elementary Features(BRIEF)	6
2.2.3	Oriented FAST and Rotated BRIEF(ORB)	6
2.3	クラスタリング手法	8
2.3.1	K-means 法	8
2.3.2	ファジィC-means 法 (FCM)	9
2.4	Bag-of-Features	11
第 3 章	ファジィクラスタリングを用いた局所特徴による部分画像検索の提案	12
3.1	ビジュアルキーの作成	12
3.1.1	画像の分割	13
3.1.2	部分画像の特徴 (Bag-of-Features) の作成	14
3.1.3	ベクトル量子化の次元数	16
3.1.4	画像特徴に基づきビジュアルキーの選定	17
3.1.5	局所特徴量の可視化と部分画像の特徴の可視化	18
3.2	部分画像検索システムの構築	19
3.2.1	画像検索システムの動作	20

目次

第 4 章	構築システムの評価	22
4.1	実験環境	22
4.2	評価項目	22
4.3	実験結果	23
第 5 章	考察	26
第 6 章	まとめ	33
謝辞		34
参考文献		36

目次

2.1	部分画像検索システムの仕組み	4
2.2	FAST による特徴点の検出	5
2.3	良いペアの条件	7
2.4	べき乗パラメータ m とクラスタリング境界の関係	10
3.1	画像の分割	13
3.2	K-means 法を用いた部分画像の特徴抽出方法	14
3.3	FCM を用いた部分画像の特徴抽出方法	15
3.4	ヒストグラムの次元数による VK の分布	16
3.5	K-means 法を用いた VK 選定方法	17
3.6	FCM を用いた VK 選定方法	18
3.7	局所特徴量の散布図	19
3.8	K-means 法を用いた場合の Bag-of-Features の散布図	19
3.9	FCM を用いた場合の Bag-of-Features の散布図	19
3.10	システムの全体図	20
3.11	ビジュアルキー選択画面	21
3.12	検索結果表示画面	21
4.1	検索対象画像	23
4.2	検索結果	24
4.3	従来手法の検索結果	25
4.4	提案手法 1 の検索結果	25
4.5	提案手法 2a の検索結果	25
4.6	提案手法 2b の検索結果	25

図目次

5.1	検索対象画像のカテゴリ 1	27
5.2	検索対象画像のカテゴリ 2	28
5.3	各カテゴリが持つ VK(従来手法)	29
5.4	各カテゴリが持つ VK(提案手法 2a)	29
5.5	vk の分布	30
5.6	FCM の重心	32

表目次

3.1	ビジュアルキーの作成方法	13
4.1	実験条件	22
5.1	検索対象画像に対する平均適合枚数	27
5.2	F 値=0 の回数	31

第 1 章

序論

近年，インターネットの発展に伴い SNS が普及し，個人が撮影した画像や動画を簡単に Web 上にアップロードすることができる．SNS では，文書のみより画像や動画を用いたほうが状況や感情を表現することができるため，Web 上に膨大な画像や動画のデータが蓄積される．また，近年 SNS は，一般のユーザが特定のメディアや特定の人物から発信される情報だけを得るのではなく，一般のユーザが双方に情報を発信したり受信したりすることが多くオリジナルの情報源が不明なまま，多くの人がやりとりを行うことが情報伝達の新たな手段となっている．そのため，全てのユーザから発信される画像にその画像の内容に適している情報が付与されているとは限らないため，キーワードを用いず目的の画像を探す画像検索技術の向上が重要となっている．現在，テキストによるキーワードを用いずに画像を検索する手法として，画像全体の内容に基づいて画像検索を行う Content-Based Image Retrieval (CBIR) や画像の部分的な類似性に基づいて画像を検索を行う Region-Based Image Retrieval (RBIR)[4] が存在する．RBIR では，ユーザがキーワードの代わりにビジュアルキー (VK) を用いて検索する．ビジュアルキーの選定は，画像の特徴により画像データベース内の部分画像のクラスタリングによって行う．画像の特徴抽出には，局所特徴量を用いたものが提案されている．局所特徴量は，SIFT(Scale-Invariant Feature Transform)，SURF(Speed-Up Robust Features)，ORB(Oriented FAST and Roated BRIEF) などがある．局所特徴量は，画像の一部から抽出した特徴量であり，スケール変化や回転変化に不変な特徴点を得ることができる．

そのため，本研究では SIFT の 100 倍，SURF の 10 倍の高速性を持つ ORB 特徴を用いた部分画像検索に対して，ファジィクラスタリングを適用したものを提案する．局所特徴量

を用いる場合，特徴量そのもののクラスタリングを事前に行い，ヒストグラムを作成し，分割画像の特徴とする．クラスタリングには，これまで，K-means 法や Ward 法のようなハードクラスタリングが用いられているが [1][2]，クラスタの境界線を明確に定めるため，画像が人間から見て自然なクラスタに入らない危険がある．そこで本研究では，クラスタの所属にあいまいさを持たせるソフトクラスタリングの一つであるファジィ C-means 法 (FCM) を用いる．FCM は，データの一要素である個体がクラスタに所属する度合いを 0 から 1 の値で表すことができる．そのため，FCM を用いて分割画像が持つ局所特徴量の帰属度の平均値でヒストグラム表現し，分割画像の特徴とする．また，部分画像検索で必要となるビジュアルキーの選定でも，分割画像のクラスタリングを FCM で行い，分割画像が所属するクラスタを帰属度を用いて決定する．

提案システムの評価は，被験者 10 名に検索対象画像を 10 枚提示し，20 枚のビジュアルキーを用いる．K-means 法を用いた従来手法と FCM を用いて部分画像の特徴抽出をする手法 (提案手法 1) および FCM を用いて VK の選定をする手法 (提案手法 2a, 2b) の各手法に対して画像検索を行い，適合率，再現率，F 値および標準誤差を求め比較する．被験者実験の結果，従来手法は適合率 15%，再現率 25%，F 値 0.11 となった．提案手法 1 は適合率 11%，再現率 28%，F 値 0.12 となった．提案手法 2a は適合率 16%，再現率 28%，F 値 0.16 となった．提案手法 2b は適合率 12%，再現率 33%，F 値 0.14 となる．FCM を用いた場合，従来手法と比べて適合率に差は見られないが，再現率が向上することを確認している．

本論文では以下の構成をとる．第 2 章では関連研究について説明し，第 3 章ではファジィクラスタリングを用いた部分画像検索の提案手法について述べる．第 4 章では被験者実験による提案システムの評価について述べる．第 5 章では，提案システムの評価についての考察を述べる．第 6 章で本研究をまとめる．

第 2 章

関連研究

2.1 類似画像検索

本章では，画像の検索手法，局所特徴量，クラスタリング手法についての説明をする．

2.1.1 Content-Based Image Retrieval(CBIR)

Content-Based Image Retrieval(CBIR) は，キーワードの代わりにクエリ画像が用いられ，入力されたクエリ画像から色特徴や形状特徴，局所特徴量を抽出し，類似性の高い画像を検索結果として表示する手法である．CBIR は事前に画像とキーワードを紐付ける必要はなく，画像データベースの画像から得られる特徴ベクトルを使用し，類似性の判定を行うシステムである．CBIR はユーザがイメージする画像をクエリ画像として所持する必要がある．

2.1.2 Region-Based Image Retrieval(RBIR)

Region-Based Image Retrieval(RBIR) は，画像の部分的な類似性に基づいて画像を検索するシステムである．図 2.1 のように，ユーザはキーワード代わりにシステムが提示するビジュアルキー (VK) を選択することで画像を検索することができるため，イメージしている画像に似ている画像を所持していない場合でも画像の検索が行える．部分画像から特徴量を抽出し，クラスタリングを行い，各クラスターの代表となる部分画像をビジュアルキーとして検索者に提示する．類似画像検索には色特徴や形状特徴などの大域特徴量を使用したものや

2.2 局所特徴量

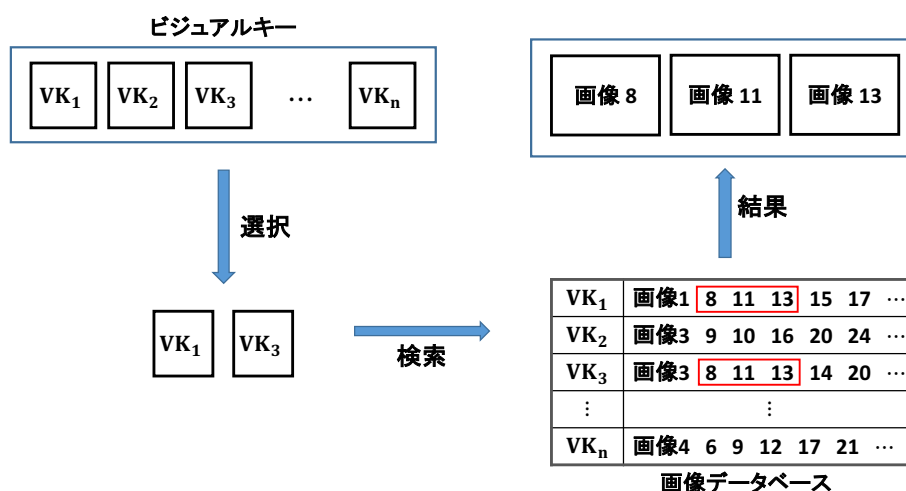


図 2.1 部分画像検索システムの仕組み

SIFT や ORB などの局所特徴量を使用したものがある。

2.2 局所特徴量

画像から得られる特徴量には大域特徴量と局所特徴量がある。大域特徴量は画像全体から抽出される特徴量であり、色ヒストグラムや形状特徴があげられる。局所特徴量は画像の一部分から抽出される特徴量であり、SIFT(Scale-Invariant Feature Transform) や ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF) があげられる。大域特徴量は、画像の色の変化や画像の一部分が隠れるといった画像の部分的な変形に対して同じ特徴量を得られないという問題があるが、局所特徴量は画像の一部分から抽出した局所特徴量の組み合わせを用いて画像を表現することができる。

2.2.1 Features from Accelerated Segment Test(FAST)

Features from Accelerated Segment Test(FAST) は、画像のコナを検出するアルゴリズムである [7][8]。図 2.2 の注目画素 P と円周上の 16 個のピクセルの輝度差を比較し、連続して明るい、もしくは暗いピクセルが n 個連続して存在する場合、注目画素 P をコーナとして判定する。 n の値を 12 とした場合、非コーナを除外するために図 2.2 の 1, 5, 9, 13

2.2 局所特徴量

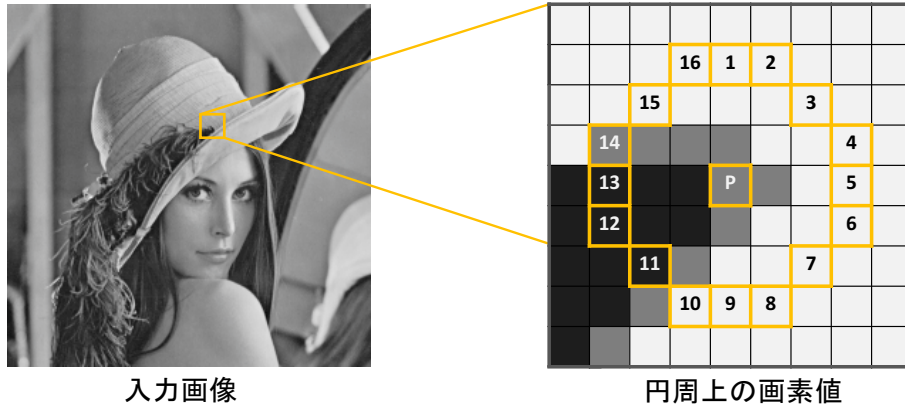


図 2.2 FAST による特徴点の検出

の上下左右の位置にある 4 つのピクセルを最初に注目画素と比較する．これにより，注目画素 P より明るいピクセル，もしくは暗いピクセルが 3 つ以上存在しない時は，注目画素 P は非コーナとして除外することで，高速化を図ることができる．もし，注目画素 P より明るいピクセル，もしくは暗いピクセルが 3 つ以上存在する時は，上下左右のピクセル以外の周囲の 12 個のピクセルを比較して，コーナか否かを判定する．これらの処理を全画素に対して行う．しかし，高速化を行うためには，上下左右の 1, 5, 9, 13 の 4 画素を最初にチェックすることが最善とは限らない．そこで，最初にチェックすべき 3 点を見つけるために決定木による機械学習により，比較する画素値の順番を決定している．

まず，学習用画像の全ての注目画素 P の周囲の 16 箇所のピクセルについて，以下の式 (2.1) を用いて，明るい (bright)，類似 (similar)，暗い (darker) の 3 つの状態に分類する． I_P は注目画素 P の輝度値を表し， I_x は円周上のある画素の輝度値を表し， t は閾値を表している．ID3 アルゴリズムを適用して，決定木を作成する．決定木に従って周囲のピクセルを比較することでコーナか非コーナかの検出を高速に処理することができる．

$$S_{p \rightarrow x} = \begin{cases} \text{bright} & I_p + t \leq I_{p \rightarrow x} \\ \text{similar} & I_p - t < I_{p \rightarrow x} < I_p + t \\ \text{darker} & I_{p \rightarrow x} \leq I_p - t \end{cases} \quad (2.1)$$

2.2 局所特徴量

2.2.2 Binary Robust Independent Elementary Features(BRIEF)

Binary Robust Independent Elementary Features(BRIEF) は、バイナリ型として特徴記述を行う手法である [9][10] . SIFT や SURF は特徴量をフロート型で記述するため、これらと比較して計算量を削減することができる . FAST で検出された特徴点周辺の局所領域内からランダムに 2 点選択し、輝度の差を求める . このランダムに選択された 2 点を x_i, y_i とおく . このペアを B 組 ($i = 1, \dots, B$) 用意する . この点の輝度を $P(x_i)$ と $P(y_i)$ とし、2 点間の輝度差を $P(x_i) - P(y_i)$ で表す . 2 点の輝度差が正の場合は 1、負の場合は 0 を割り当てる (式 (2.2)) .

$$\tau(p; x; y) = \begin{cases} 1 & \text{if } P(x) < P(y) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.2)$$

2 点のペアはガウス分布に基づいてランダムに選択し、局所領域内にガウシアンフィルタを適用し、ノイズに対して影響を受けにくい特徴量を記述する . ただし、BRIEF アルゴリズムはスケール変化や回転の変化に弱い性質がある .

2.2.3 Oriented FAST and Rotated BRIEF(ORB)

Oriented FAST and Rotated BRIEF(ORB) は、BRIF の考え方に基づき FAST で検出された特徴点周辺の局所領域内の 2 点間の輝度差に注目している [11] . BRIEF とオリエンテーションの推定方法と輝度差を求める 2 点のペアの選択方法が異なるため、スケール変化や回転変化に不変な特徴量を得ることができる .

特徴点の検出は FAST を用いて行う . スケール変化に強い特徴点を得るために、画像を拡大縮小したピラミッド画像を作成する . 作成したそれぞれ画像に対して FAST を適用し、特徴点らしさのレスポンス値を計算する . このレスポンス値が閾値以上の値を持ち、かつスケール方向の 3 次元空間において局所最大となる点を特徴点とする .

特徴量の記述を行うアルゴリズムでは、局所領域内の輝度値に関する 0, 1 次モーメントを式 (2.3) から求め、式 (2.4) から重心を計算する . 重心と注目画素 P を結ぶ直線の傾きをオリエンテーションを式 (2.5) から求める . 輝度差を求めるための 2 点間のペアの座標位置

2.2 局所特徴量

を求めたオリエンテーションの傾きに合わせて回転させる．

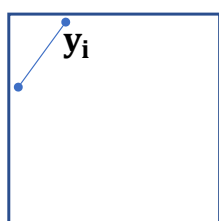
$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q I(x, y) \quad (2.3)$$

$$C = (\bar{x}, \bar{y}) = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (2.4)$$

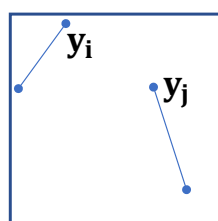
$$\theta = \arctan 2(\bar{x}, \bar{y}) \quad (2.5)$$

輝度差を求める 2 点のペアを教師なし学習により選択する．学習用画像を用いて Greedy アルゴリズムを適用して，良いペアを決定している．良いとされるペアの条件を図 2.3 に示す．良いとされるペアは，各ビット y_i の分散大きく，異なる 2 点の y_i と y_j の相関が小さいことである．つまり，各ビットから得られる y_i が 0 もしくは 1 になる確率がそれぞれ 50%になることである．また，異なる 2 点のペアは確率的に独立であることが望ましい．これらの良いペアを学習用画像のペアを全て列挙し，256 組の良いとされるペアを選択する．

特徴点aの局所領域



特徴点bの局所領域



y_i の分散は大きく
 y_i と y_j の相関は小さい

図 2.3 良いペアの条件

2.3 クラスタリング手法

クラスタリングは教師なし学習の一つで、入力されたデータの類似性や非類似性に基づいてデータをいくつかのクラスに分類する。クラスタリングには非階層的な手法と階層的な手法がある [12]。階層的クラスタリングは、1 個の対象だけを含む N 個のクラスがある状態を初期値とし、距離が近いクラス同士を結合して、階層的構造を作る手法である。最短距離法、最長距離法、Ward 法などが提案されている。非階層的クラスタリングは、階層的構造を持たず、あらかじめ設定された K 個のクラスに分類する手法である。K-means などが提案されている。また、クラスタリングは、ハードクラスタリングとソフトクラスタリングに大別される。ハードクラスタリングは、各データが 1 つのクラスに所属する。一方、ソフトクラスタリングは、各データのクラスへの帰属度を確率で表し、クラスの境界線を明確に定めない手法である。

2.3.1 K-means 法

K-means 法は、あらかじめクラス数を K 個指定し、全ての個体を K 個に分割する手法である。この方法では必ず個体は K 個のクラスのうちの 1 つのクラスに所属する。クラスの中心と各個体との非類似度を分類の基準とし、クラスの中心の決定と個体のクラスへの割り当ての処理を繰り返し行う。以下に K-means 法のアルゴリズムの説明をする。

Step 1 クラス数 K を指定する。

Step 2 K 個のクラスの中心 $v_i, i = 1, \dots, c$ をランダムに与える。

Step 3 各個体 x_i と各クラスの中心 v_i の距離を計算し、個体を最も近いクラス G_i に割り当てる。

Step 4 割り当てられた個体 x_i の各クラスの重心を求め、クラスの中心を更新し、Step 2 へ戻る。Step 3 のクラスへの割り当てが前回の割り当てと変化が無い場合は終了する。

2.3 クラスタリング手法

このアルゴリズムは式 (2.6) の目的関数の v_i と G_i を Step 3 と Step 4 を繰り返し変化させることで最小化する．K-means 法の収束先は初期値に依存する．

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{x \in G_i} \|x - v_i\|^2 \quad (2.6)$$

2.3.2 ファジィ C-means 法 (FCM)

K-means 法のようなハードクラスタリングは、必ず一つのクラスタに所属しなければならないという制約があるため、クラスタの境界線上にあるクラスタはどちらか一方のクラスタに所属しなければならないという問題がある．ファジィ C-means 法 (FCM) のようなソフトクラスタリングではクラスタへ帰属する度合いをあいまいに表現することができ、境界線上にある個体は両方のクラスタに所属することができる [13]．クラスタへの帰属する度合いを帰属度 (メンバーシップ) によって表され、個体 x_i のクラス G_i への帰属度 u_{ik} は 0 から 1 の値をとる．FCM において u_{ik} は $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1$ を満たす．以下に FCM のアルゴリズムの説明をする．

Step 1 クラスタ数 c とべき乗パラメータ m を指定する．

Step 2 c 個のクラスタの中心 v_i と帰属度 u_{ik} をランダムに与える．

Step 3 所属度 u_{ik} から式 (2.8) を解き、クラスタの中心 v_{ik} を求める．

Step 4 クラスタの中心 v_{ik} から式 (2.9) を解き、所属度 u_{ik} を割り当てる．

Step 5 所属度 u_{ik} とクラスタの中心 v_{ik} が前回の割り当てと変化が無い場合は終了する．

式 (2.7) は FCM の目的関数である．べき乗パラメータはあいまい度合いを表すパラメータであり、 m は $m > 1$ を満たし m の値を大きくするとあいまい度合いが大きくなる．図 2.4 は、べき乗パラメータの値を変更し、同じデータに対してクラスタリングを行った結果である．べき乗パラメータ m の値が小さいと明確にクラスタの境界線が見えるが、 m の値を大きくするとクラスタ間の境界線があいまいになる．

2.3 クラスタリング手法

$$J_{fcm}(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m \|x_k - v_i\|^2 = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m d_{ik} \quad (2.7)$$

$$u_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_k - \bar{v}_i\|^2}{\|x_k - \bar{v}_j\|^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right]^{-1}, \text{ for } x_k \neq v_i, i = 1, \dots, c \quad (2.8)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (\bar{u}_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (\bar{u}_{ik})^m} \quad (2.9)$$

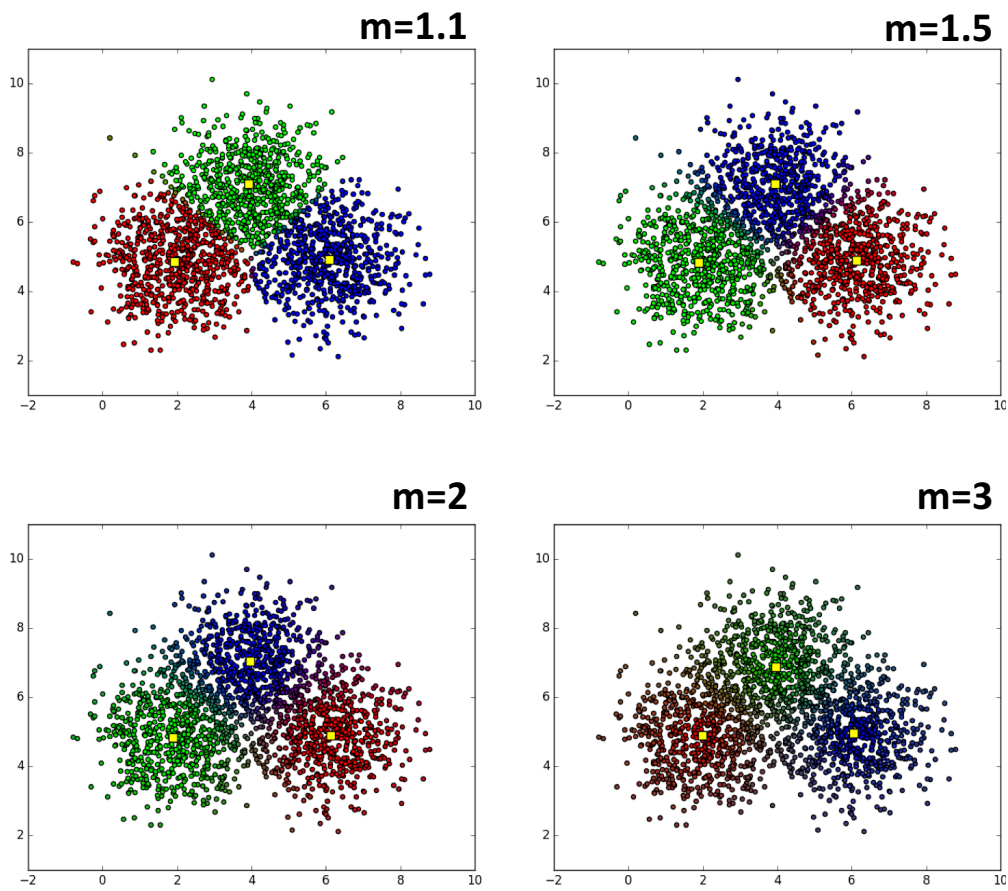


図 2.4 べき乗パラメータ m とクラスタリング境界の関係

2.4 Bag-of-Features

Bag-of-Features は、文書の分類に用いられる Bag-of-Word を画像に適用したものである。画像から抽出される複数の特徴を画像のどの部分から抽出されたかという情報は使用せず、特徴量のみをまとめて画像から一つの特徴を作ることである。まず、画像から局所特徴量を求める。次に、抽出された特徴量をベクトル量子化し、局所特徴量をいくつかのクラスターに分類する。局所特徴量のベクトル量子化には、クラスタリングアルゴリズムが用いられる。一般的に K-means 法を使用してクラスタリングを行い、各クラスターの代表値となる局所特徴量を Visual Word(VW) とする。各局所特徴量は一番近い VW に投票し、ヒストグラム表現を行う。このヒストグラムが画像の特徴となり Bag-of-Features と呼ばれる。

第 3 章

ファジィクラスタリングを用いた局所特徴による部分画像検索の提案

本章では、本研究で提案する ORB 特徴による部分画像検索について説明する。

3.1 ビジュアルキーの作成

本節では、ORB 特徴量を用いたビジュアルキー (VK) 作成の手順について説明する。画像は、Art Explosion の 10 カテゴリから 20 枚ずつ抽出した 200 枚の画像を使用する。以下はビジュアルキー作成手順である。

1. 画像の分割
2. 部分画像の特徴 (Bag-of-Features) の作成
3. ビジュアルキーの選定
4. データベースの構築

ビジュアルキーの選定は画像特徴により部分画像のクラスタリングにより行う。画像特徴に局所特徴量を用いた場合、その画像に含まれる局所特徴量を量子化し、ヒストグラムで表現する。本研究では、部分画像の特徴抽出をするためのクラスタリングとビジュアルキーの選定を行うためのクラスタリングをハードクラスタリング (K-means 法) とソフトクラスタリング (FCM) を用いた場合でビジュアルキーを作成する (表 3.1)。従来手法は、部分画像の特徴抽出のクラスタリングと画像特徴のクラスタリングを k-means 法で行う。提案手法 1

3.1 ビジュアルキーの作成

表 3.1 ビジュアルキーの作成方法

	画像特徴の抽出	VK の選定
従来手法	K-means 法	K-means 法
提案手法 1	FCM	K-means 法
提案手法 2a , 2b	K-means 法	FCM

は，画像の特徴抽出のクラスタリングを FCM で行う．提案手法 2a , 2b は，局所特徴量のクラスタリングを FCM で行う．

3.1.1 画像の分割

画像分割の手順を図 3.1 に示す．まず，本システムは ORB 特徴を使用するため，色の情報に影響されてビジュアルキーを選択しないように全対象画像をグレースケール画像に変換する．グレースケール画像を 300×300 ピクセルに拡大縮小処理を行い，得られた正方形画像から縦を 3，横を 3 に分割した 3×3 の 9 分割画像を作成する．

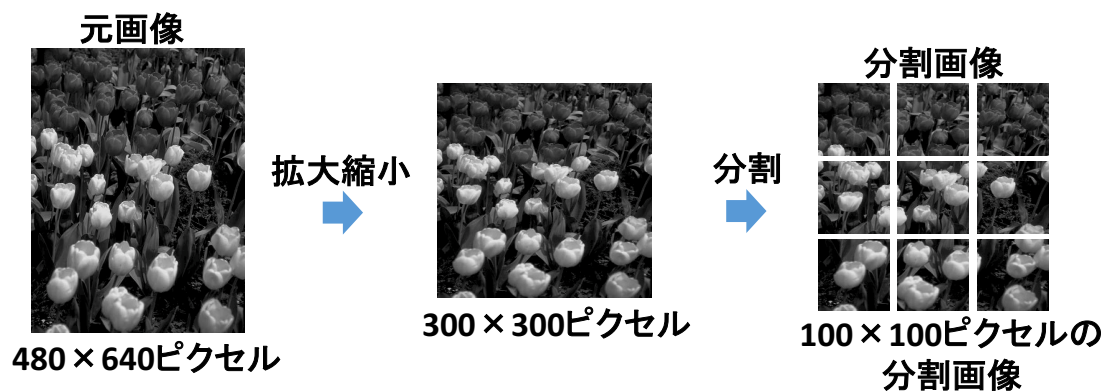


図 3.1 画像の分割

3.1 ビジュアルキーの作成

3.1.2 部分画像の特徴 (Bag-of-Features) の作成

生成された分割画像 (1800 枚) 画像から ORB 特徴量を抽出し，部分画像一枚に対するヒストグラム表現を作成する．

まず，全ての分割画像から ORB 特徴を抽出する．この時，ORB 特徴が抽出されなかった部分画像は使用しない．ORB 特徴から特徴点と特徴量が抽出される．特徴点は検出された点の位置情報のことであり，Bag-of-Features を表現する際には ORB 特徴が画像のどの位置から検出されたかという情報は含まれないため，特徴量のみを使用する．抽出した ORB 特徴の特徴量をから部分画像の特徴を作成するために，5 個のクラスタに分割する．以下に K-means 法を用いた部分画像の特徴抽出方法と FCM を用いた部分画像の特徴抽出方法を示す．

K-means 法を用いた部分画像の特徴表現

K-means 法を用いて部分画像の特徴表現を行う手順を図 3.2 に示す．全分割画像から ORB 特徴量を抽出し，K-means 法でクラスタリングを行う．分割画像に含まれる局所特徴量のクラスタの出現頻度をヒストグラムとして表現する．

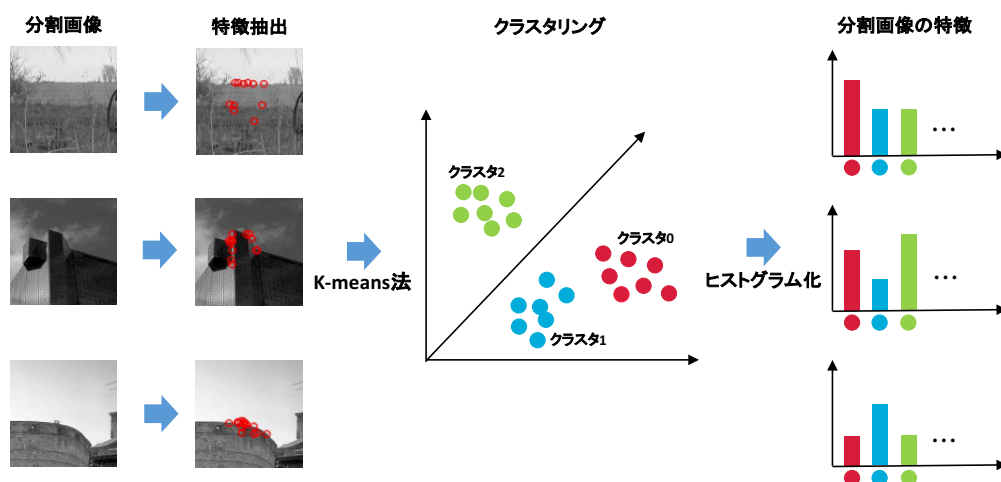


図 3.2 K-means 法を用いた部分画像の特徴抽出方法

3.1 ビジュアルキーの作成

FCM を用いた部分画像の特徴表現

FCM を用いて部分画像の特徴表現を行う手順を図 3.3 に示す．全分割画像から ORB 特徴量を抽出し，FCM でクラスタリングを行う．FCM では，クラスタに対する帰属度の平均値をヒストグラムで表現する．これにより，局所特徴量が含むクラスタとの関連をヒストグラムに含めることができる．

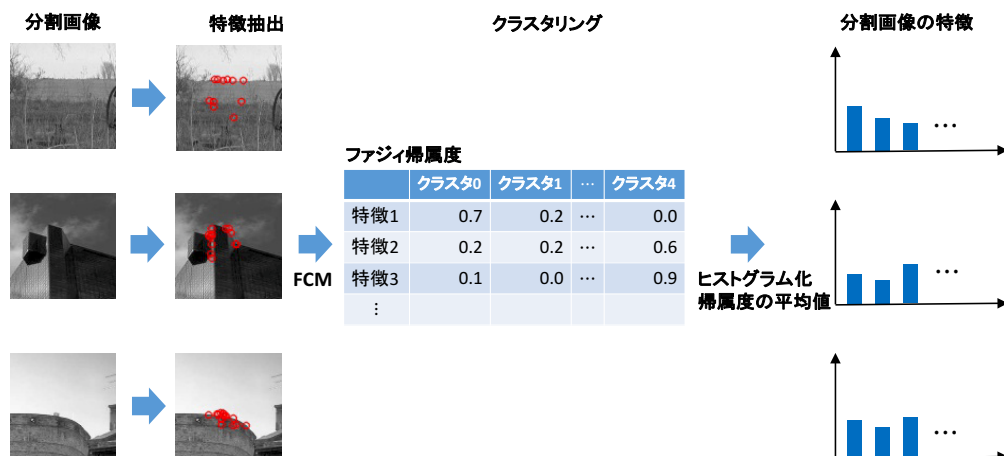


図 3.3 FCM を用いた部分画像の特徴抽出方法

3.1 ビジュアルキーの作成

3.1.3 ベクトル量子化の次元数

前節で述べた局所特徴量のクラスタリングを行い，部分画像の特徴を作成する際に事前にクラスタ数を決定する必要がある．つまり決定したクラスタ数がヒストグラムの次元数となる．そこで，部分画像検索のビジュアルキーを 20 枚と固定した場合の部分画像の特徴の次元数を調べる．図 3.4 は，各ビジュアルキーが持つ部分画像の枚数を表したものである．部分画像の特徴は 5，10，50，100 次元の部分画像の特徴と比較している．図 3.4 の (a) は K-means 法を用いて局所特徴量のクラスタリングを行い部分画像の特徴を K-means 法で行っている (従来手法)．図 3.4 の (b) は K-means 法を用いて局所特徴量のクラスタリングを行い部分画像の特徴を FCM で行っている (提案手法 2)．部分画像の特徴数を大きくすると，一つのクラスタに偏りが起きやすいことがわかる．また，図 3.4 の (b) より，画像特徴の次元数を大きくすると，一つも部分画像が所属しないクラスタができてしまう．そのため，本研究では部分画像の特徴次元数を 5 にする．

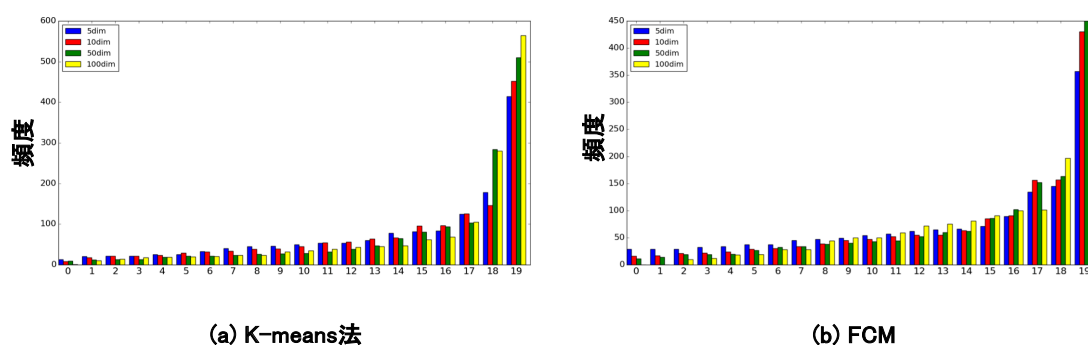


図 3.4 ヒストグラムの次元数による VK の分布

3.1 ビジュアルキーの作成

3.1.4 画像特徴に基づきビジュアルキーの選定

部分画像のクラスタリングを行いビジュアルキーの選定を行う．以下に K-means 法を用いたビジュアルキー選定方法と FCM を用いたビジュアルキー選定方法を示す．

K-means 法を用いたビジュアルキー選定

K-means 法を用いてビジュアルキー選定を行う手順を図 3.5 に示す．各部分画像の特徴を K-means 法でクラスタリングを行う．各クラスターのベクトル平均を求め，求めたベクトル平均とクラスター内のデータのユークリッド距離を計算し，最も近い部分画像をそのクラスターのビジュアルキーとする．

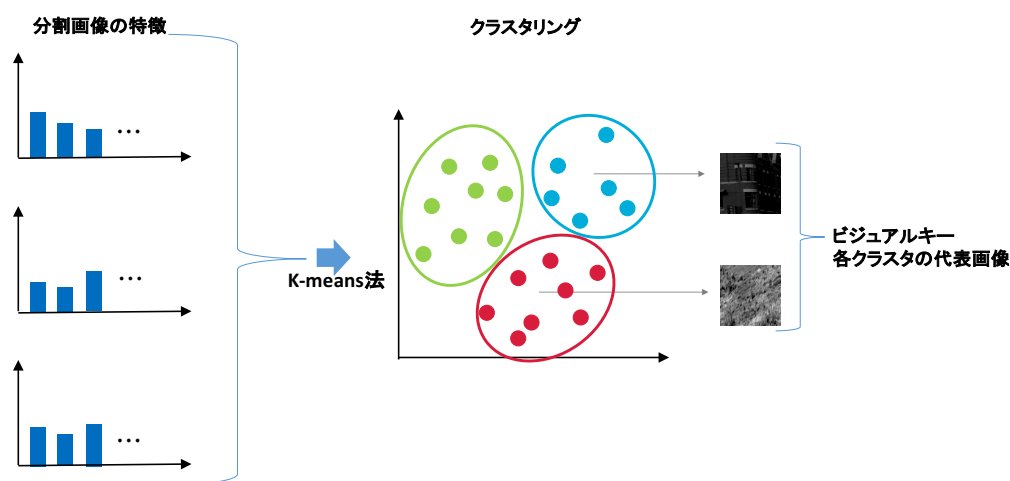


図 3.5 K-means 法を用いた VK 選定方法

FCM を用いたビジュアルキー選定

FCM を用いて，ビジュアルキー選定を行う手順を図 3.6 に示す．各部分画像の特徴を FCM でクラスタリングを行う．部分画像が所属するクラスターを帰属度を用いて決定する．べき乗パラメータを 1.1 とし，閾値を 0.8 と 0.2 と設定する．所属度が閾値以上であるデータはそのクラスターに所属する．そのため，2 つ以上のクラスターを持つ部分画像とどのクラスターにも所属しない部分画像がある．帰属度が最も高いクラスターを所属するクラスターとし，各クラスターのベクトル平均を求め，求めたベクトル平均とクラスター内のデータのユークリッド距離を計算し，最も近い部分画像をそのクラスターのビジュアル

3.1 ビジュアルキーの作成

キーとする．閾値を 0.8 とした場合，ORB 特徴を持つ部分画像 1468 枚のうち約 1 割の 146 枚がどのクラスタにも所属しない部分画像となる．閾値を 0.2 とした場合，全体の 0.5 割の部分画像がクラスタを 2 つ持ち，0.2 割の部分画像がクラスタを 3 つ持つ．

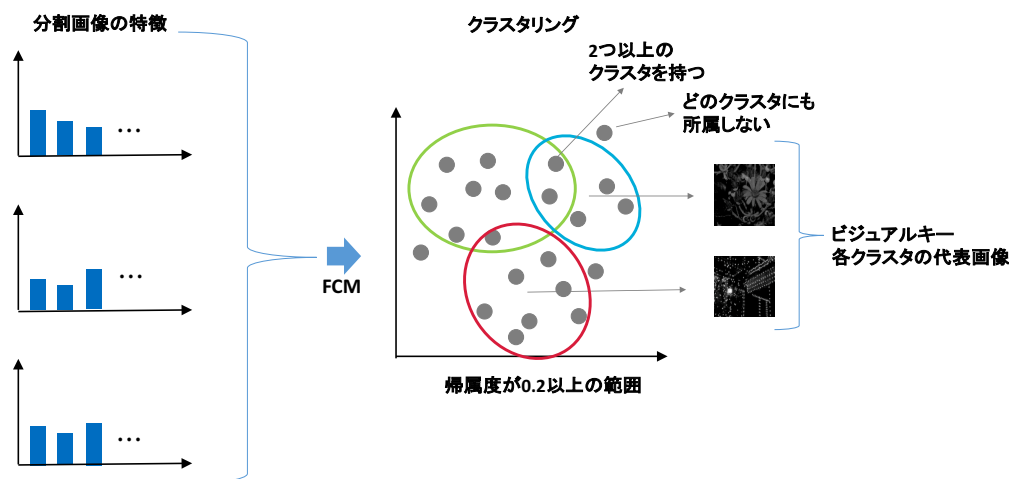


図 3.6 FCM を用いた VK 選定方法

3.1.5 局所特徴量の可視化と部分画像の特徴の可視化

部分画像から抽出した局所特徴量 (2403 個のみの表示) の可視化と部分画像の特徴 (Bag-of-Features) の可視化を行う．ORB 特徴量の次元数は 32 次元，Bag-of-Features の次元数は 5 次元である．ORB 特徴量を 5 クラスタに分類し，Bag-of-Features を 20 クラスタに分類する．これらを主成分分析を用いて次元削減を行い 3 次元空間にプロットしたものを図 3.7, 3.8, 3.9 を示す．図より，データを分けるような境界線を確認できないことから，本研究では FCM を用いてクラスタの所属にあいまいさを持たせる．

3.2 部分画像検索システムの構築

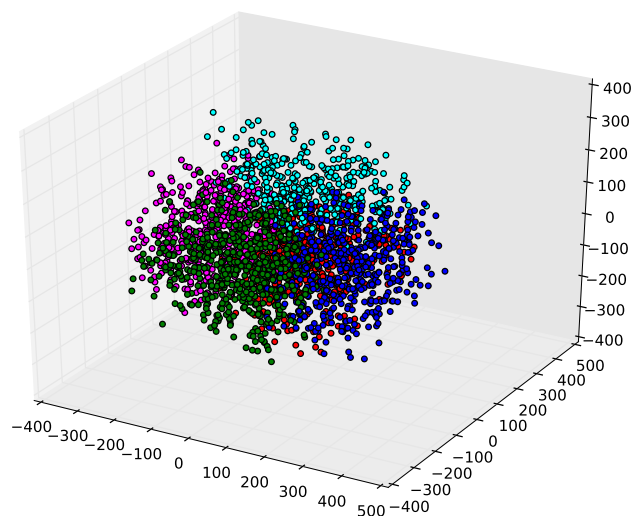


図 3.7 局所特徴量の散布図

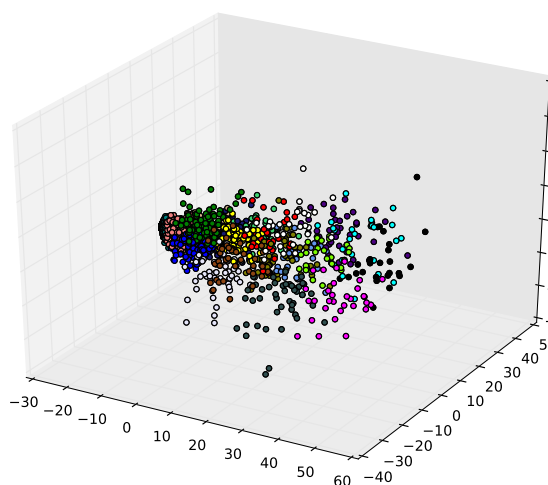


図 3.8 K-means 法を用いた場合
の Bag-of-Features の散布図

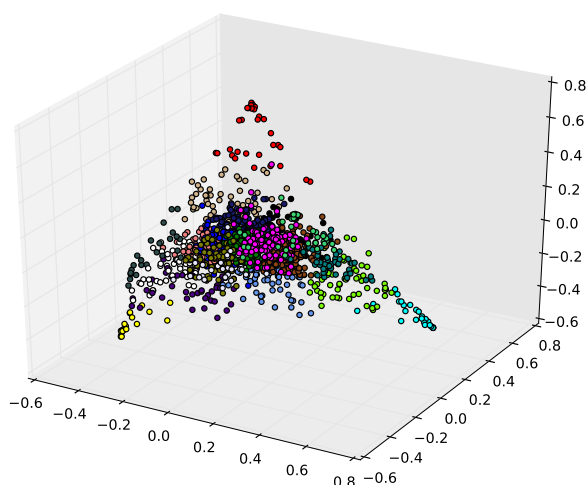


図 3.9 FCM を用いた場合の Bag-
of-Features の散布図

3.2 部分画像検索システムの構築

本節では，提案する部分画像検索システムの構築について説明する．本システムは，作成したビジュアルキーと画像番号と所属するクラスタの対応付けから，検索を行うシステムで，構築には，Web サーバとして Apache，データベースとして SQLite を用いる．開発言語には，HTML5 と PHP を用いる．図 3.10 にシステムの全体図を示す．ユーザは Web プ

3.2 部分画像検索システムの構築

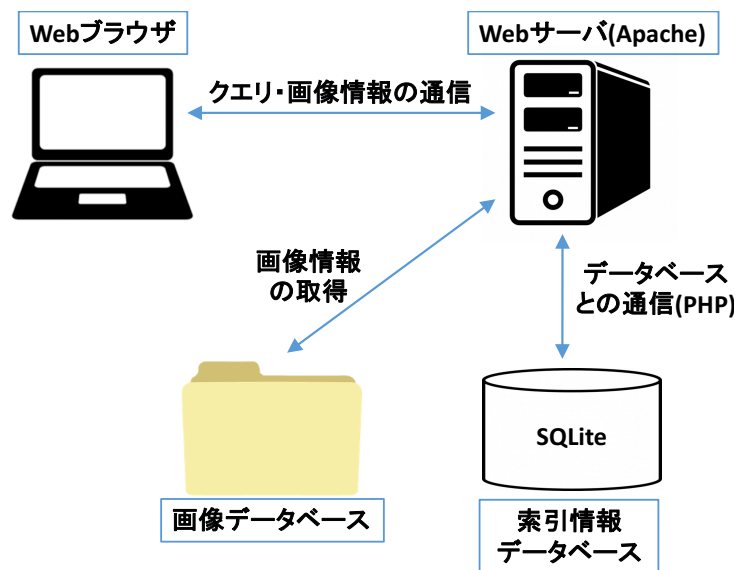


図 3.10 システムの全体図

ブラウザから Web サーバ上の本システムにアクセスし、ビジュアルキーを選択して画像の検索を行う。選択されたビジュアルキーの所属するクラスタを全て持つ画像をデータベースに問い合わせし、検索結果をユーザに提示する。索引データベースには、全ての部分画像と所属するクラスタの対応付けをしている。

3.2.1 画像検索システムの動作

画像検索システムの動作を以下に示す。

1. ビジュアルキー 20 枚と検索対象画像をユーザに提示する。
2. ユーザは検索対象画像を見てイメージに合うビジュアルキーを 1 つ以上選択する。
3. 選択されたビジュアルキーの所属するクラスタを全て持つ画像をデータベースから問い合わせ、ユーザに検索結果の画像と検索結果の画像以外の全ての画像を提示する。

ビジュアルキーの選択画面を図 3.11 に示す。ユーザは検索対象画像のイメージに近いビジュアルキーを 1 つ以上選択し、「Retrieve」ボタンを押すことで検索することができる。

3.2 部分画像検索システムの構築

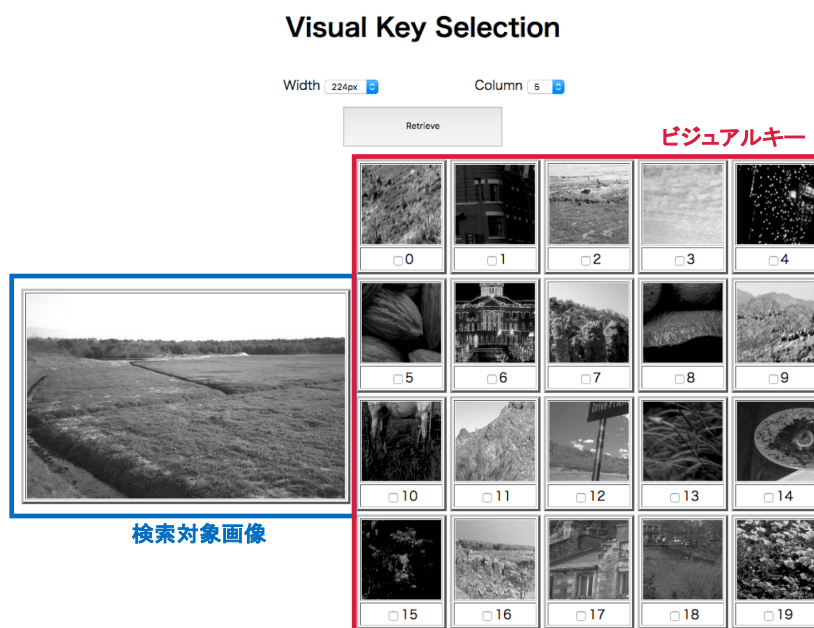


図 3.11 ビジュアルキー選択画面

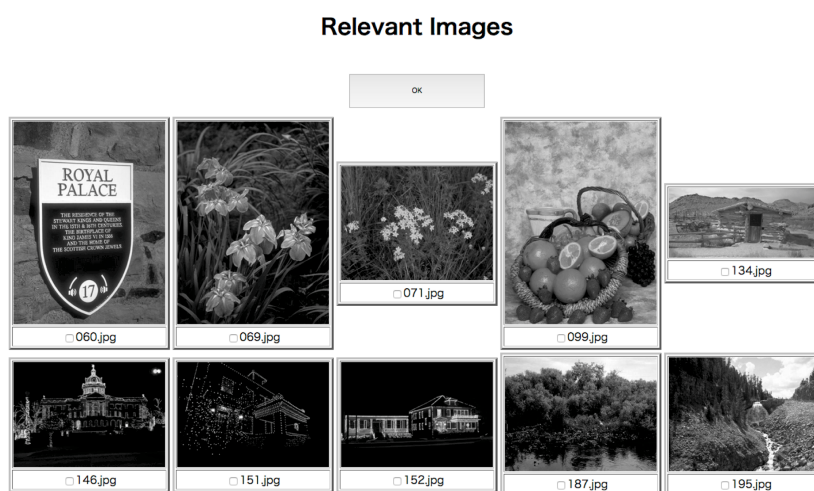


図 3.12 検索結果表示画面

選択されたビジュアルキーの所属するクラスを全て持つ画像をデータベースに問い合わせし、検索された画像が図 3.12 のように表示される。また、検索にヒットしなかったデータベース内の画像も表示する。ユーザは検索対象画像と同じイメージを持つ画像を全てを選択し、「OK」ボタンを押す。これにより、各試行の適合率、再現率、F 値を求め、ログファイルに書き込む。

第 4 章

構築システムの評価

4.1 実験環境

実験条件を図 5.2 に示す．被験者実験による部分画像検索システムの精度評価を行う．K-means 法を用いた従来手法 (Conventional) と FCM を用いて部分画像の特徴抽出をする提案手法 1(Prop.1) と閾値を 0.8 とし FCM を用いてビジュアルキーの選定をする提案手法 2a(Prop.2a) と閾値を 0.2 とし FCM を用いてビジュアルキーの選定をする提案手法 2b(Prop.2b) の比較をする．

表 4.1 実験条件

被験者	10 名
被験者対象	従来手法と提案手法 1, 2a, 2b を比較
画像データ	ArtExplosion の 10 カテゴリから 20 枚ずつ選定した 200 枚
検索対象画像	10 枚 (グレースケール)
ビジュアルキー	20 枚 (グレースケール)
適合画像	全画像のうち被験者が検索対象画像と類似する判断した画像

4.2 評価項目

構築したシステムの評価は，被験者 10 名に従来手法，提案手法 1，提案手法 2a，提案手法 2b のそれぞれの方法で検索対象画像を図 4.1 の image1 から image10 を検索してもらい，

4.3 実験結果

適合率，再現率，F 値を算出する．被験者は検索対象画像と同じイメージを持つビジュアルキーを 1 つ以上選択する．検索結果の中から検索対象画像と同じイメージを持つ画像の枚数を検索結果に含まれる適合画像とし，適合率を算出する．また，再現率は，被験者が画像データベースに含まれる全ての画像から検索対象画像と同じイメージを持つ画像の枚数を全画像の適合枚数とする．F 値は適合率と再現率の総合的な評価に用いる．

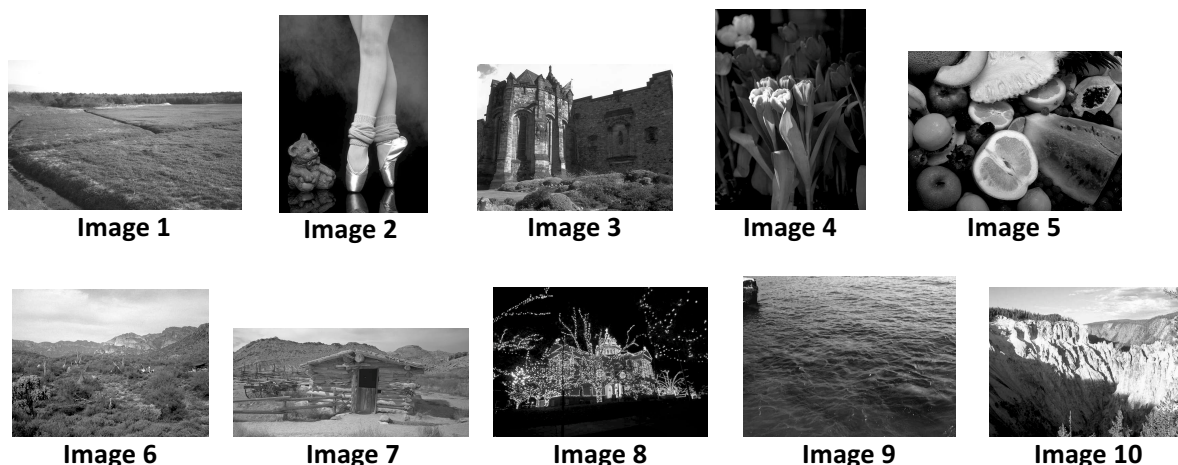


図 4.1 検索対象画像

$$\text{適合率} = \frac{\text{検索結果に含まれる適合画像}}{\text{検索結果の画像数}}$$

$$\text{再現率} = \frac{\text{検索結果に含まれる適合画像}}{\text{全画像の適合枚数}}$$

$$\text{F 値} = \frac{2 \times \text{適合率} \times \text{再現率}}{\text{適合率} + \text{再現率}}$$

4.3 実験結果

図 4.2 に K-means 法を用いた従来手法と FCM を用いて部分画像の特徴抽出をする手法 (提案手法 1) と FCM を用いてビジュアルキーの選定をする手法 (提案手法 2a, 2b) を用いた実験結果に対する適合率，再現率，F 値の平均および標準誤差の幅を示す．従来手法は適合率 15%，再現率 25%，F 値 0.11 となった．提案手法 1 は適合率 11%，再現率 28%，F 値

4.3 実験結果

0.12 となった．提案手法 2a は適合率 16%，再現率 28%，F 値 0.16 となった．提案手法 2b は適合率 12%，再現率 33%，F 値 0.14 となった．提案手法 2a と従来手法を比較すると，同等の適合率が得られ，再現率が上昇したため F 値が 5 ポイント向上する結果になった．また他の FCM を用いた手法も再現率が上昇する傾向にあることを確認した．図 4.3，4.4，4.5，4.6 は，各手法に対する被験者ごとの適合率，再現率，F 値の平均である．

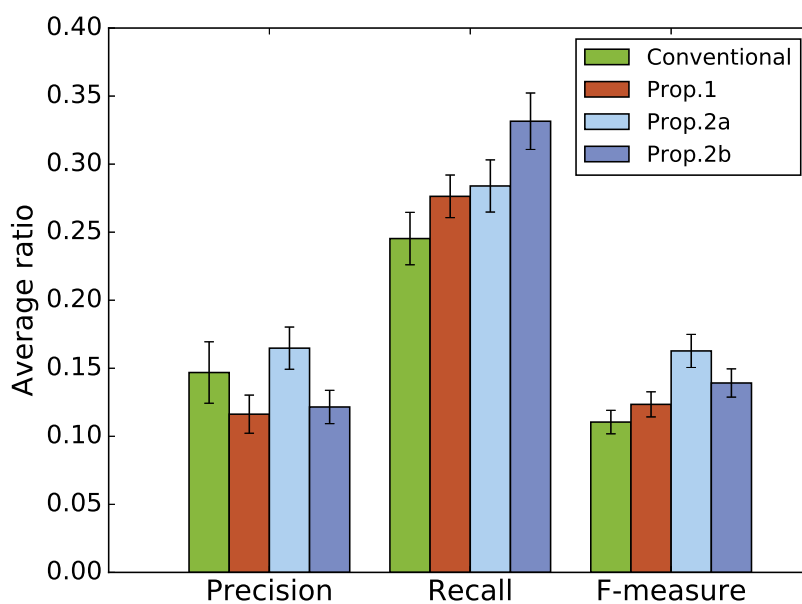


図 4.2 検索結果

4.3 実験結果

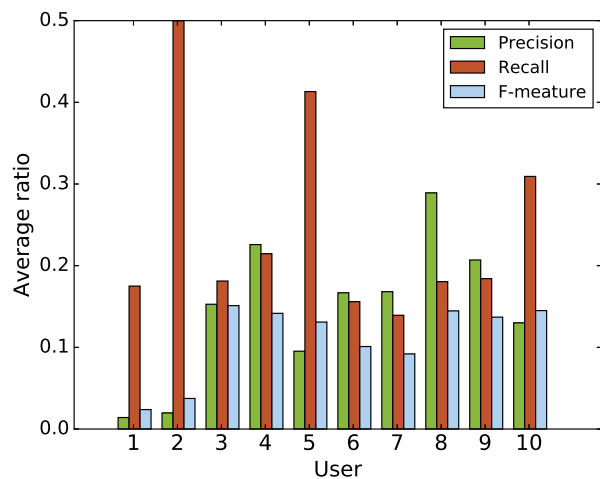


図 4.3 従来手法の検索結果

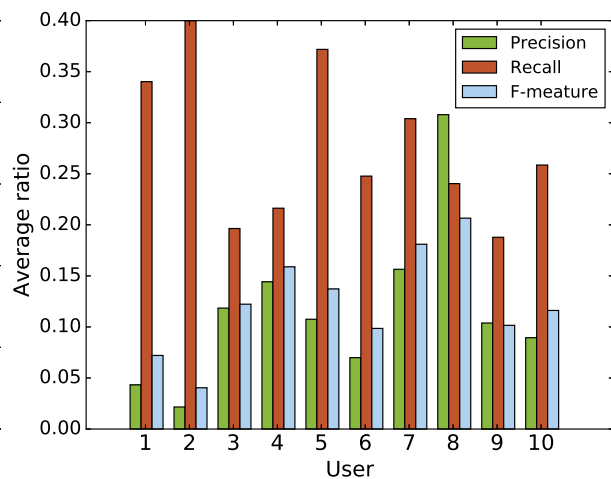


図 4.4 提案手法 1 の検索結果

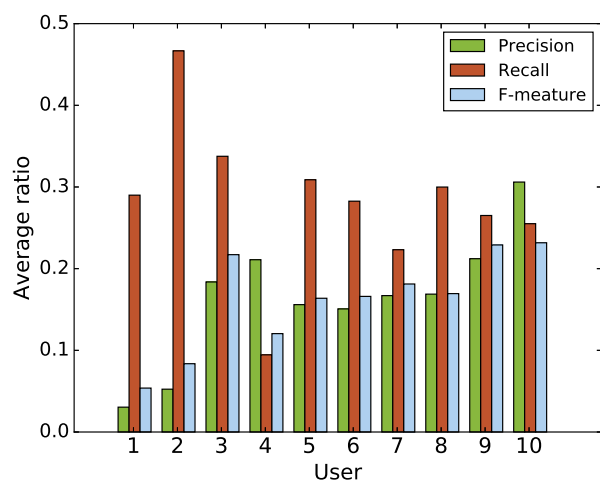


図 4.5 提案手法 2a の検索結果

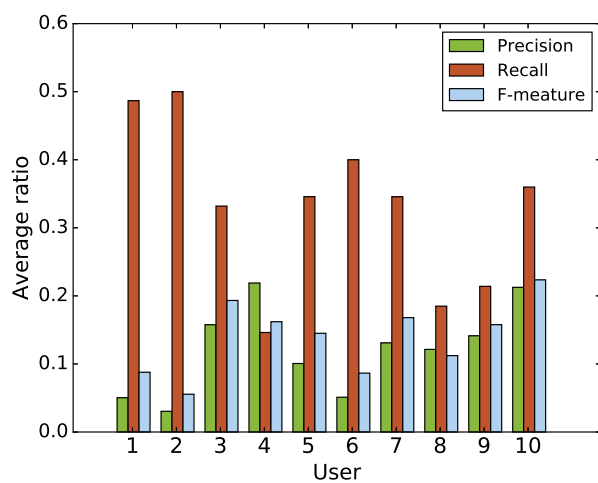


図 4.6 提案手法 2b の検索結果

第 5 章

考察

本章では，第 4 章で述べたシステムの評価に対して，考察を行う．

適合画像についての考察

被験者実験により，被験者が 1 枚の検索対象画像に対して，適合画像は検索対象画像を入れて平均 7.2 枚である (表 5.1)．被験者が選択した適合画像の中から，被験者 10 人中 5 人が適合画像と認識した画像をその検索対象画像と同じカテゴリの画像とする．図 5.1，5.2 は，各検索対象画像と同じカテゴリの例である．この結果より，使用した画像データは ArtExplosion の 10 カテゴリから 20 枚ずつ選出しているが，被験者が同じカテゴリと認識したのは 10 枚以下である．被験者実験時に，検索対象画像として，ビジュアルキーを選ぶ際に提示した画像のイメージが被験者に残っていることから，意味的に同じ画像であっても適合画像と判定されず，適合率が再現率より低い結果になったと考えられる．

表 5.1 検索対象画像に対する平均適合枚数

検索対象画像	平均適合枚数
image1	10.5
image2	10.4
image3	7.3
image4	7.6
image5	4.8
image6	9.0
image7	6.3
image8	8.4
image9	10.6
image10	5.0
all	7.2

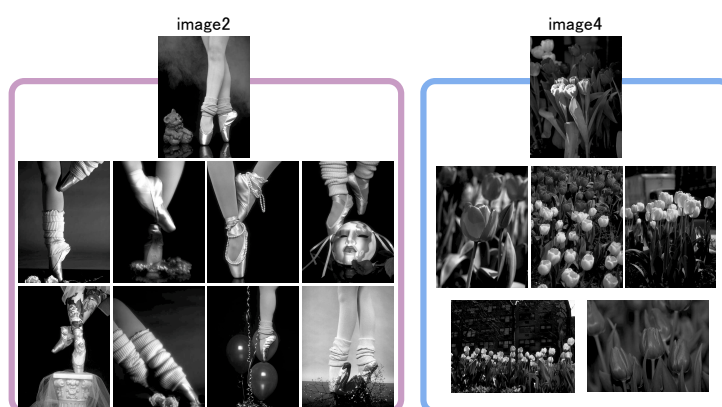


図 5.1 検索対象画像のカテゴリ 1

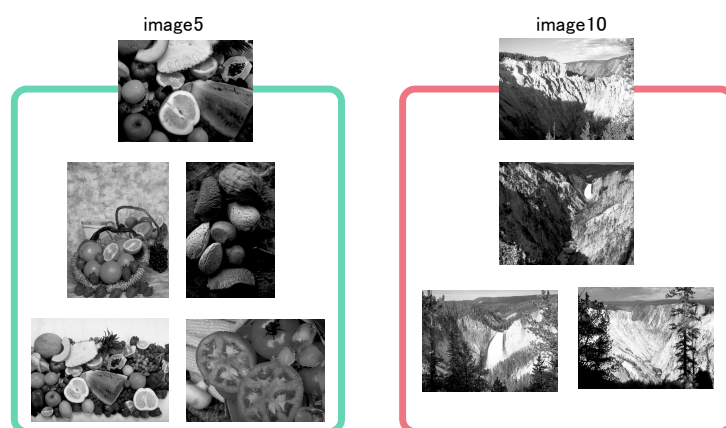


図 5.2 検索対象画像のカテゴリ 2

ビジュアルキーについての考察

部分画像検索のシステムの再現率を上げるためには、同じカテゴリの画像を検索になるべく多くヒットさせる必要がある。そのため、同じカテゴリの画像が検索結果に多く出るビジュアルキーが存在しなければならない。図 5.3 と図 5.4 は、従来手法と提案手法 2a を用いて image2, image4, image5, image10 の各カテゴリの画像の半数が持つクラスタのビジュアルキーを示す。つまり、図 5.3, 5.4 のビジュアルキーを一つ選択して検索すると、そのカテゴリの画像が半分以上ヒットすることになる。しかし、どのカテゴリでも同じビジュアルキーが存在しているため、このビジュアルキーを使用して検索しても、再現率は高くなるが適合率が低くなることがわかる。

従来手法

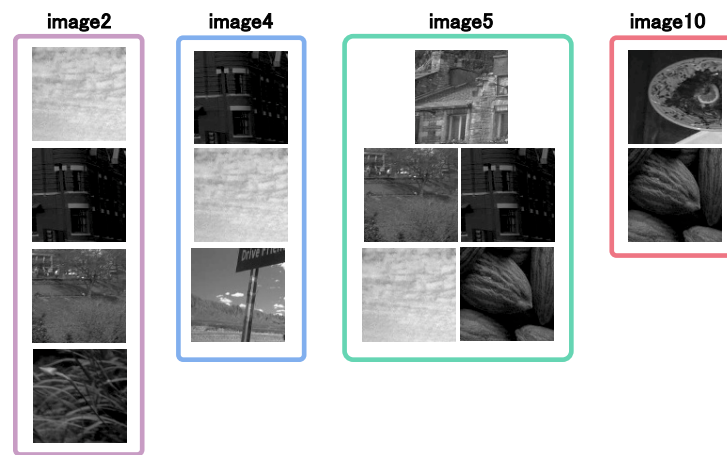


図 5.3 各カテゴリが持つ VK(従来手法)

提案手法2a

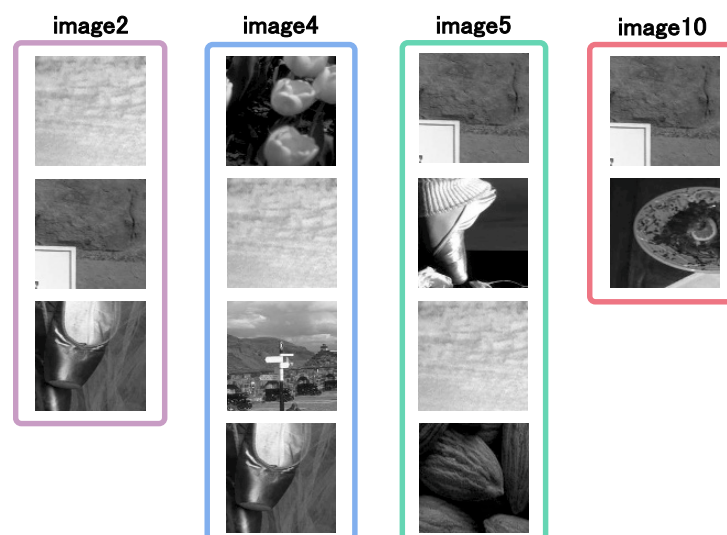


図 5.4 各カテゴリが持つ VK(提案手法 2a)

クラスタリングによるデータの偏りについての考察

ビジュアルキーの選定のためのクラスタリングにより、各クラスタに含まれる部分画像の数の分布を図 5.5 に示す。これより、K-means 法も FCM も一つのクラスタに全体の 2 割以上の部分画像が含まれていることが確認できる。また、K-means 法を用いた場合の方が、1 つのクラスタへの偏りが大きく、FCM を用いた場合は、閾値を設定し含まれる画像を調整したことで、偏りが少なくなったと考えられる。また、従来手法と提案手法 2a の適合率に差は見られないが、F 値が 0 の回数は表 5.2 より従来手法の方が多いことが確認できる。このことから、従来手法を用いた部分画像検索システムで部分画像が少ないクラスタのビジュアルキーを 2 つ選択し、検索すると検索結果として出力される画像の枚数が少なくなり、適合しないこと、つまり F 値が 0 になる回数が増えることがわかる。しかし、適合した画像が 1 枚でもあれば、高い適合率が得られる。これにより、従来手法を用いた場合の適合率の標準誤差が大きいことが確認できる。また、検索結果として出力される画像の枚数が少ないことから、再現率が提案手法よりも低くなることがわかる。

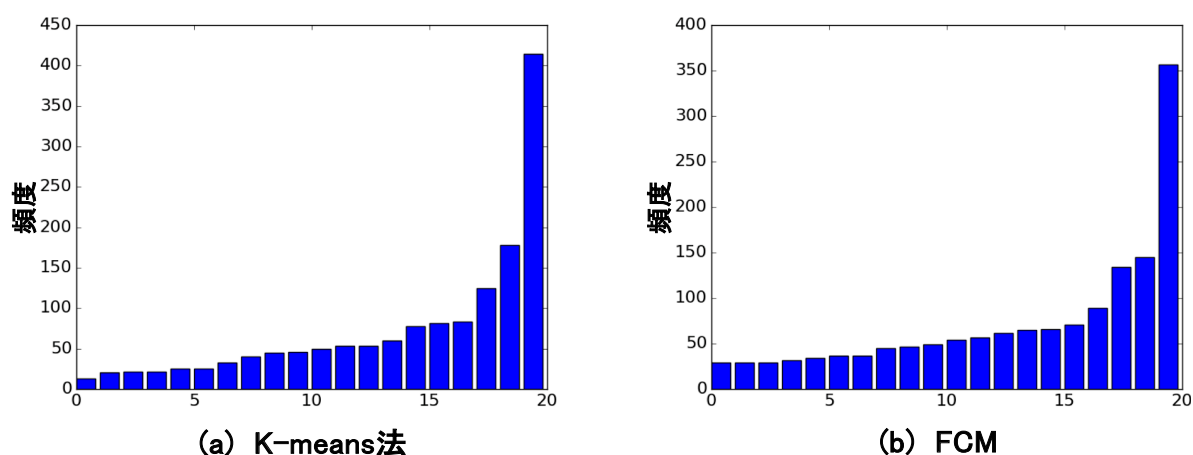


図 5.5 v_k の分布

表 5.2 F 値=0 の回数

従来手法	提案手法 1	提案手法 2a	提案手法 2b
14	5	7	4

K-means 法と FCM の違いについての考察

K-means 法を使う問題点

K-means 法は，各クラスの重心を求める際，そのクラスに所属しているデータのみ
のベクトル平均の値をとる．クラス間の類似性を低くすることで，少数のデータのみで構成
されるクラス（ここでは孤立クラスと呼ぶ）が含まれる．部分画像検索では，孤立クラ
スのビジュアルキーを選択すると，検索結果として表示される画像は少数になる．また，
孤立クラスのビジュアルキーと他のビジュアルキーを組み合わせで検索した場合に，両方
のクラスを持つ画像が存在しないことが検索精度の低下につながる．

FCM を使う利点

K-means 法は、重心を求める際、データのためのベクトル平均の値をとるのに対し、FCM はすべてのデータを用いて（帰属度を乗じて）各クラスターの重心を求めている。帰属度 u_{ik} はランダムに与えられ、0 から 1 の値をとる。あるデータ x_k がクラスター i についての帰属度を 0 より大きい値に設定すると、そのデータ x_k とクラスター i の重心 v_i が離れた位置に存在しても、 x_k はクラスター i への帰属度を持ち、クラスター i の重心は x_k の影響を受けて重心の位置を決定する。そのため、図 5.6 のように各クラスターの重心 v_i は、データが多数存在する（密度が高い）方向へ移動するため、孤立クラスターの減少に役立つ。また、べき乗パラメータを大きくしていくと、重み付けが正規化され、すべてのデータの平均値に重心移動するため、偏りが小さくなると考えられる。

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (\bar{u}_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (\bar{u}_{ik})^m} \quad (5.1)$$

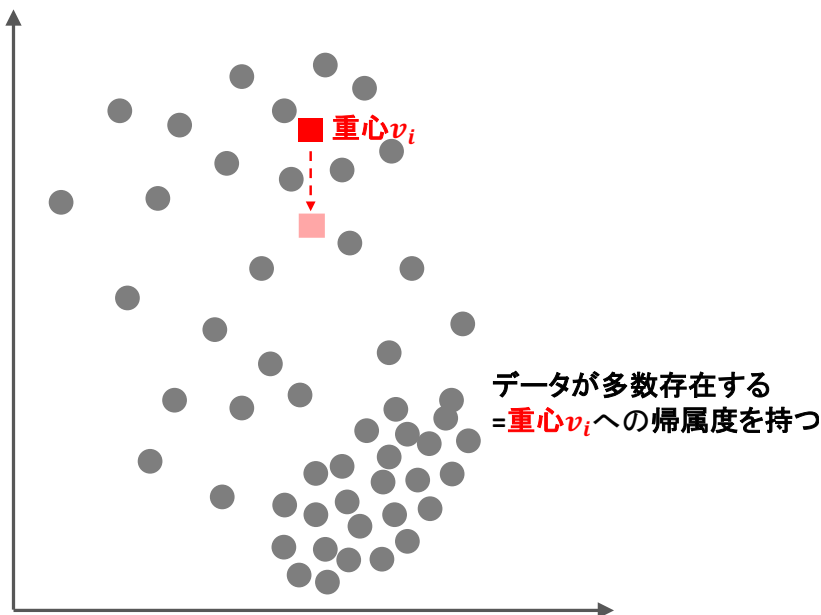


図 5.6 FCM の重心

第 6 章

まとめ

本研究ではファジィ C-means 法を用いた局所特徴による部分画像検索を提案し，先行研究である K-means 法を用いた部分画像検索との比較を行った．局所特徴による部分画像検索では，部分画像の特徴抽出とビジュアルキーの選定の際にクラスタリングを行う．先行研究で用いられた K-means 法や Ward 法のようなハードクラスタリングは，クラスタの境界線を明確に定めるため，クラスタの境界線上にあるデータも必ずどちらか一方のクラスタに所属してしまうという問題がある．そのため，本研究では，ソフトクラスタリングの一つである FCM を用いて，個体がクラスタに帰属する度合いを 0 から 1 の値で表現することで，クラスタの所属をあいまいにすることで検索性能の向上を行った．被験者 10 名に検索対象画像を 10 枚を提示し，被験者実験を行った．

K-means 法を用いた従来手法と FCM を用いて部分画像の特徴を抽出する手法 (提案手法 1) および FCM を用いてビジュアルキーの選定をする手法 (提案手法 2a, 2b) の各手法の適合率，再現率，F 値の平均を求めた．結果より，閾値を 0.8 とした提案手法 2a では，従来手法と同程度の適合率が得られ，再現率が向上したことにより，F 値が 5 ポイント上昇した．また，K-means 法を用いるとクラスタの重心の求め方から，一つのクラスタに部分画像が偏る傾向があり，孤立クラスタが発生したと考える．FCM ではべき乗パラメータの調整により，クラスタ間の分離性を調整できるため，孤立クラスタの減少に役立つと考える．

今後は，FCM のべき乗パラメータの調整による，孤立クラスタの減少と帰属度を用いてユーザに検索結果の枚数を変更することで，精度の向上が期待できる．また，帰属度を用いて検索結果の中で順位付けをすることでユーザの利便性も上げることも可能であると考ええる．

謝辞

本研究を進めるにあたり，ご指導して頂きました高知工科大学 情報学群 吉田真一准教授には大変お世話になりました．吉田先生には，何度も研究の相談に伺いましたが，その度熱心に話を聞いてくださり，いつもわかりやすく説明をしてくださいました．研究の相談をした後はいつも自分の研究に対して自信を持つことができ，研究の面白さを感じたことを覚えています．研究室配属から約2年間，学校生活のことや就職活動のことなど，様々なお話をして頂いたことや ITNews などの輪講や行事を通して，多くのことを学びました．今後社会に出た際も，研究室生活で学んだことは私の励みになると感じております．深く感謝致します．

また，本研究の副査を引き受けて頂いた高知工科大学 情報学群 浜村昌則教授ならびに高知工科大学 情報学群 松崎公紀准教授には，深く感謝致します．卒業研究発表当日，質問して頂き，自分の研究に自信を持つことができ，よりよい研究にすることができました．

吉田研究室の4年生の皆様には研究室配属から今までお世話になりました．3年次のソフトウェア工学の授業の開発を通して，チームワークが良くなり，どんなことでも言い合える仲になったと感じています．研究中もお互いに励まし合ったり，助け合いながら進めることができました．時には食事をしながら談笑する時間があったからこそ，研究の良い息抜きとなり，最後まで研究に取り組みました．また，学校以外でも，交流することもあり学生生活が楽しく，充実したのは，皆様のおかげだと感じております．本当に良い仲間巡り会えたと思います．佐々木氏は，研究室のメンバーをよく食事に誘うなど研究室の空気を明るくしてくれました．よく研究室に泊まり込みで作業していることが多く，心配することもありましたが，発表時は堂々とした姿に驚かされたことを覚えています．笹谷氏とは，研究内容が近いことから，何度も相談に乗って頂き，私のプログラムが動かない時も最後まで手伝ってくれました．また，笹谷氏は，研究のこと以外にも頼ってしまうことが多く，ご苦勞をおかけしました．いつも丁寧に対応して頂きました．首藤氏とは，研究内容は違いましたが，お互

謝辞

いによく研究の進捗を報告をしていました。時々、可愛いぬいぐるみを持って私を励ましてくれました。また、首藤氏の物事に対してなんでも真面目に取り組む姿を見て、自分の姿勢を見直すことができました。中山氏とは、入学時から仲良くさせて頂き、同じ研究室に配属した時は大変嬉しく思いました。中山氏は、研究に取り組みながらも、大学入試やアルバイトなど多忙ながらも、どれも手を抜かず、逞しい姿は本当に見習いたいと思いました。領内氏は、卒業研究発表の練習の際に頂いた、スライドや発表の仕方に対するたくさんのアドバイスが、大変参考になり、より良い発表ができたと感じております。また、領内氏のさりげない心遣いに安心したり、助けられる場面は何度もありました。心から感謝致します。

同研究室の3年生の皆様には、ソフトウェア工学や就職活動を頑張っている姿に大変元気づけられました。今後も、研究室のメンバーと協力し合いながら、充実した研究生活や楽しい学生生活を送れるよう祈っております。また、被験者実験に協力していただいた方々に深く感謝致します。

最後に、生活や学費の面で支えてくれた家族に心から感謝致します。

参考文献

- [1] T.Sasatani , et al. , “Region-Based Image Retrieval using Local Image Features,”
ISCIIA2016 , SA-OS-04 , Beijing , China , Nov.3-6 , 2016.
- [2] 上村香樹 , “SURF 特徴を用いた部分画像に基づく類似画像検索 , ”
高知工科大学 学士学位論文 , 2014 .
- [3] 岡本一志 , “ビジュアルキー型画像検索に適した DCT 領域における特徴抽出 , ”
高知工科大学 平成 19 年度修士学位論文 , 2008 .
- [4] M.Serata, et al., “Designing Image Retrieval System with the Concept of Visual
Key,” JACH, Vol. 10, No. 2, pp. 136-144, 2006.
- [5] 柳井啓司 , “一般物体認識の現状と今後,” 情報処理学会論文誌 , コンピュータビジョン
とイメージメディア , vol. 48, no. 16, pp. 1-24, 2007
- [6] 黄瀬浩一 , 岩村雅一 , 中居友弘 , 野口和人 , “局所特徴量のハッシングによる大規模画
像検索,” DBSJ Journal, Vol . 8, 2009.
- [7] 藤吉弘亘 , 安倍 満 , “局所勾配特徴抽出技術 -SIFT 以降のアプローチ,” 精密工学会誌 ,
Vol. 77 , No. 12 , pp. 1109-1116 , 2011 .
- [8] Edward Rosten , Tom Drummond , “Machine larning for high-speed corner detec-
tion,” European Conference on Computer Vision , pp.430-443 , 2006 .
- [9] 安倍 満 , “対応点探索のための二値特徴量,” 研究報告グラフィクスと CAD(CG) , Vol.
153 , No. 19 , pp. 1-14 , 2013 .
- [10] Michael Calonder , Vincent Lepetit , Christoph Strecha , and Pascal Fua , “BRIEF:
Binary Robust Independent Elementary Features,” ECCV , pp. 778-792 , 2010 .
- [11] Ethan Rublee , Vincent Rabaut , Kurt Konolige , Gary Bradski , “ORB:an efficient
alternative to SIFT or SURF,” In ICCV , 2011 .
- [12] 平井 有三 , “はじめてのパターン認識” 森川出版株式会社 , pp. 152-157, 2013 .

参考文献

- [13] 宮本定明, “クラスタ分析入門 ファジィクラスタリングの理論と応用,” 森下出版株式会社, pp. 27-34, 1999 .