

形状情報に着目した画像のメタデータ抽出

井上 尚^{1,a)} 岡田 龍太郎^{1,b)} 北川 高嗣^{2,c)}

概要: 計算機による画像認識を行う際に、対象画像のどのような特徴量を用いるかは重要な問題である。本論文では形状情報に着目したメタデータ抽出法を提案する。提案手法では入力画像に対し形状についての特徴量をいくつか導出する。それらの特徴量をまとめたものを形状についてのメタデータと定義する。本論文では提案する各特徴量の導出方法について解説し、評価実験を行った。また、メタデータを用いたクラスタリングの実験を行い、形状の類似度により画像が分類できることを示した。

Structuration of The Image Using Figure Features

HISASHI INOUE^{1,a)} RYOTARO OKADA^{1,b)} TAKASHI KITAGAWA^{2,c)}

Abstract: It is very important that selecting what kind of features in the field of image recognition. We provide a method which extract several features of a figuration from an image. We present the metadata bringing together these features. This paper shows detailed computing method for each feature. And, we conduct an assessment experiment to show their availability. Finally we conduct an experiment in clustering using proposal metadata. As a result, we can get clusters which are similar each other about a figuration.

1. はじめに

計算機による画像認識を行う際に、対象画像のどのような特徴量を用いるかは重要な問題である。画像認識のための画像の特徴量の一例として Scale-Invariant Feature Transform(SIFT)[1]がある。SIFTは与えられた画像から、スケールベースにおける極値探索により特徴点を検出し、特徴点ごとに128次元の特徴量ベクトルを得る。同特徴量は画像の回転やスケール変化に対し不変であることが特徴である。一方で点に対する特徴であるので、画像中の形状の情報を持っていない。

本稿では形状情報に着目した画像のメタデータ抽出を提案する。提案手法では画像中の閉領域から形状についての

特徴量を抽出する。それらの特徴量をまとめたものを形状についてのメタデータとする。対象とする画像は単一の閉領域で構成される単一色の画像とする。また、それらの形状特徴は、形状と心理的特徴についての研究[2]で述べられている性質を基に作成した。これにより人間の感性に即したデータが得られると考えられる。提案するメタデータの利用法の一例として、形状特徴とそれから受ける印象の研究結果を用い、任意の図形の形状特徴から得られる印象の抽出などができると考える。

また、提案メタデータの有用性を確認するために二種類の実験を行った。まず、基本的な図形に対し、各形状特徴量の値を計算し、それらの妥当性を示した。さらに、一般的な図形に対し、提案メタデータを用いた、形状情報に基づいたクラスタリングの結果を示した。

2. メタデータ抽出の概要

本章では提案するメタデータ抽出の手順について述べる。以下の処理を順に行うことで画像からメタデータが抽出できる。尚、入力として与えられる画像はすべて同じ大きさに正規化されているとする。

¹ 筑波大学大学院システム情報工学研究科コンピュータサイエンス専攻

Department of Computer Science, Graduate school of System and Information Engineering, University of Tsukuba

² 筑波大学大学院システム情報系
Faculty of Engineering, Information and Systems, Division of Information Engineering.

a) inoue@mma.cs.tsukuba.ac.jp

b) rytrkd@gmail.com

c) takashi@cs.tsukuba.ac.jp

- (1) ラスター形式からベクター形式への変換
- (2) 形状特徴量の計算
- (3) メタデータの構成

2.1 画像のベクター形式への変換

ラスター画像からベクター画像への変換には Auto-Trace[3] を用いた。これにより、画像中の閉領域をノードとリンクで表現される閉曲線に変換する。また、一つの入力画像に対し、標準パラメータの画像と、ノードを細かくとる高繊細画像の二つを作成する。

2.2 形状特徴量の計算

画像の変換により得られたベクター形式の画像を用い、本稿で提案する以下の形状特徴量をそれぞれ計算する。

- 面積
- 曲線性
- 複雑性
- 線対称性
- 点対称性

これらの要素は [2] で心理的特性と対応する図形生成特徴とされている曲線性、複雑性、規則性に基づき定義した。各性質の詳しい計算方法は 3 章で述べる。また、面積、曲線性、複雑性については前述の標準パラメータの画像を用い、線対称性、点対称性については高繊細画像を用いて計算する。

2.3 メタデータの抽出

計算により得られた 5 つの形状特徴量を要素とするベクトルデータを作成する。これにより、一つの入力画像に対し 5 次元の特徴量ベクトルが得られる。この特徴量ベクトルを形状についてのメタデータとして定義する。

3. 形状特徴量

本章では今回定義した閉曲線についての形状特徴量の計算法を示す。形状特徴のうち曲線性、複雑性、線対称性、点対称性は本研究で新たに定義したものである。ここでベクター化した画像を以下の式で表す。

$$p_i := (x, y) \text{ (但し } i = 1, 2, \dots, n)$$

$$N := (p_1, p_2, \dots, p_n)$$

$$S := \{ (p_i, p_{i+1}) \mid$$

p_i が直線リンクの始点 }

$$B := \{ (p_i, p_{i+1}, p_{i+2}, p_{i+3}) \mid$$

p_i がベジェ曲線リンクの始点 }

$$L := S \cup B$$

ここでそれぞれ、 n はベクター画像のノード数、 p_i はベクター画像の i 番目のノードの二次元座標であり、ノード

は順に時計回り方向に並んでいる。 N は二次元座標で表されるノードのタプル、 S は直線リンク集合、 B は 4 次ベジェ曲線リンク集合、 L は全リンク集合とする。

3.1 面積

閉曲線を多角形とみなし、以下の式で面積 $area$ を求める。

$$area := \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (p_{i+1x} - p_{ix})(p_{i+1y} + p_{iy})$$

ここで p_{ix}, p_{iy} はそれぞれ p_i の x 座標、 y 座標とする。

すべて直線で構成される閉曲線であれば正しい面積を求めることができる。曲線については正しい値ではないが、ノードを細かくとることでよい近似値となる。

3.2 曲線性

閉曲線の曲線性は閉曲線を構成する直線もしくはベジェ曲線のリンク情報を用い次の方針で決定する。

- 直線 or ベジェ曲線の曲線性をすべて加算する。
- 二つのリンクの結合点の尖り具合をペナルティとする。

数式で表すと以下の定義となる。

$$curvity := \sum_{l \in L} l.curvature - \sum_{l \in L} l.ep.sharpness$$

ここで、

$$l.curvature := \begin{cases} lineC & (l \text{ が直線}) \\ bezierC & (l \text{ がベジェ曲線}) \end{cases}$$

ただし、 $l.ep$ はリンク l の終端とする。 $lineC, bezierC, sharpness$ はそれぞれ直線リンクの曲線性、ベジェ曲線リンクの曲線性、接合点の尖り具合である。以下にこれらの詳細な計算方法について示す。

直線リンクの曲線性

直線リンクの曲線性は以下の式で定義する。

$$lineC := \frac{\text{直線の長さ}}{\text{閉曲線全体の長さ}}$$

上式は閉曲線全体に占める直線の割合が大きいほど曲線性が下がることを表している。

ベジェ曲線リンクの曲線性

ベジェ曲線上の任意の点での曲率は以下の式で求めることができる。

$$Curvature(t) := \frac{x'(t) * y''(t) - y'(t) * x''(t)}{\sqrt{(x'(t)^2 + y'(t)^2)^3}}$$

ここで $x(t), y(t)$ はそれぞれパラメータ t で表された x 座標 y 座標であり、 $t = 0$ の時は始点、 $t = 1$ の時は終点を表す。また $x'(t), x''(t)$ はそれぞれ t についての一次導関数、二次導関数である。上式を用いベジェ曲線の曲率集合を求める。

$$BC := \{Curvature(t) \mid t \bmod 0.01 = 0, 0 \leq t \leq 1\}$$

ところで，[4] ここで美的曲線 [4] の考えを用いる．ベジェ曲線上での曲率の変化が直線近似できるものを美的曲線と呼んでいる．そこで美的曲線の考え方を踏まえ，本研究では曲率の標準偏差が小さい場合の曲線が曲線性が高いと定義する．

$$bezierC := \begin{cases} \max(BC) & (\sigma(BC) < d) \\ -\frac{\text{ベジェ曲線の長さ}}{\text{閉曲線全体の長さ}} & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

ここで $\sigma(A)$ は集合 A の要素の標準偏差， $\max(A)$ は集合 A 内の最大の要素である．また， d は閾値であり，今回は 0.01 とした．また，分散が大きい場合，その曲線はほぼ直線とみなす．

接合点の尖り具合

リンク同士の接合点での角度が大きく変わっている部分が存在すると，形状全体から受ける曲線感が低くなると考えられる．そこで各リンクの曲線性の総和の他に接続点での尖り具合を考慮する．一般に接合点では曲線の傾きが不連続となるので，二つのリンクの接続点付近での仰角の差分を接合点での尖り具合とする．

$$sharpness := \begin{cases} |\alpha_b - \alpha_f| & (|\alpha_b - \alpha_f| > d') \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

ここで α_b は対象点を終端とするリンクの終端での仰角， α_f は対象点を始点とするリンクの始点での仰角とする．また， d' は閾値であり，今回は $\frac{\pi}{180}$ とした．仰角の差分の絶対値が d' 以下であれば連続な曲線とみなし，それ以外の場合は角度の差分の絶対値をそのまま尖り具合とする．

3.3 複雑性

形状の複雑性は閉曲線を表現するために必要なノード数 n とする．

3.4 線対称性

対称性を計算するための中間データとして，それぞれのノードに対して全ノードの重心からの角度を求める．

$$p_g := \left(\frac{\sum p_{ix}}{n}, \frac{\sum p_{iy}}{n} \right)$$

$$a_i := \tan^{-1} \left(\frac{p_{iy} - p_{gy}}{p_{ix} - p_{gx}} \right)$$

$$A := (a_1, a_2, \dots, a_{n-1}, a_n)$$

ここで， p_g は全ノードの重心であり， a_i は i 番目のノードの重心からの角度である．また， A は a_i のタプルである．さらに， A を逆順にし，中心軸に対し反転させた A_{inv} を以下のようにも定める．

$$a_{inv_i} := ((centralaxis * 2 - a_i) \bmod 180) - 90$$

$$A_{inv} := (a_{inv_n}, a_{inv_{n-1}}, \dots, a_{inv_2}, a_{inv_1})$$

ここで $centralaxis$ は閉曲線における中心軸の角度を表し， a_{inv_i} は a_i を中心軸に対し反転させた角度となる．

線対称な閉曲線の場合， A_{inv} を何回か回転させるともとの A と同じタプルになる．ここで，タプルを i 回回転させるとは，要素 a_j を a_{i+j} とすることとする．また， $i+j$ が n より大きくなった場合は a_{i+j-n} とする．

そこで， A_{inv} を回転させ， A との差分の総和をそれぞれ計算する．得られたうち最も小さな値の符号を逆転したものを線対称性 ($lineS$) とする．数式で表すと以下ようになる．

$$lineS := -1 * \min_{i=0..n} (\Delta(A, rotate(A_{inv}, i)))$$

$$\Delta(A, B) := \sum_{i=1}^N (A_i - B_i)$$

ここで， $rotate(A, i)$ はタプル A の要素を i 回回転させることとする．また， A, A_{inv} の誤差が小さいほど線対称性が高くなるので， -1 をかけて符号を逆転させている．

3.5 点対称性

線対称性の計算と同様に A を求める．点対称な閉曲線の場合， A を何回か回転させるともとの A と全く同じタプルになる．そこで， A を一回以上回転させたものと， A との差分の和を計算し，得られたうち最も小さな値の符号を逆転させたものを点対称性 ($pointS$) とする．

$$pointS := -1 * \min_{i=1..n} (\Delta(A, rotate(A, i)))$$

ここで $\Delta(A, B), rotate(A, i)$ は線対称性の計算時と同じ定義とする．

4. 実験

本章では，各形状特徴量についての評価実験及び，提案メタデータについての評価実験を行う．

4.1 形状特徴量につちえの評価実験

本節では，基本的な形状の図形に対し，3章で述べた各特徴量の値を示し，各特徴量の妥当性を検証する．入力画像は，画像の縦横比を保ち，長辺が $500px$ になるように拡大縮小された png 形式の画像である．出力結果は，各特徴量の値である．また，各実験ごとに，得られた値を平均が 0，不偏分散が 1 になるように正規化を行なった．実験結果は得られた数値の降順で整形されており，数値が大きいほど各性質が高いことを表す．以下では数値が大きいものを上位，小さいものを下位と表現している．

4.1.1 面積の検証

面積の検証に用いた 6 枚の画像と，それらに対して提案手法を用いて得られた値を図 1 に示す．

実験結果より，穴があるような図形を含め，面積について正しく順序付けがされていると分かる．

	1.24537891630975
	0.764100771495733
	0.291434712696769
	0.0521993284064263
	-1.1096603265364
	-1.24345340237228

図 1 面積の検証

	0.638801952227896
	0.637253457528585
	0.636278089334497
	-0.266065096215431
	-1.64626840287555

図 2 曲線性の検証

4.1.2 曲線性の検証

面積の実験と同様に、用いた画像と得られた曲線性の値を図 2 に示す。

実験結果を見ると、上位 3 つの形状はほぼ同じ曲線性であるが、美的曲線の観点から正円よりも他二つの形状の方が曲線性が高い結果になっている。また下位 2 つの形状を見ると、それぞれ角の数が増えるにつれ曲線性が低くなっている。

4.1.3 複雑性の検証

同様に実験に用いた画像と得られた複雑性の値を図 3 に示す。

これらの実験用画像は、ドローツール [5] を用いて適当に作成した形状を png 形式に変換したもので、ドローツールが提供する形状を簡素化する機能 (簡素化) を徐々に施したものを png 形式の画像として複数枚作成した。実験結果を見ると、画像の崩れにしたがって複雑性の値が小さくなっていることが分かる。

4.1.4 線対称性, 点对称性の検証

同様に実験に用いた画像と得られた線対称性, 及び点对称性の値を図 4, 図 5 に示す。

もっとも対称性が高いと思われる円形の図形が線対称点对称とも上位となっている。また、どちらも対称的な形状と非対称な形状との間に大きな数値の差が表れている。

	1.91342302713998
	0.968378727150111
	0.653363960486822
	-0.0816704950608526
	-0.291680339503045
	-0.291680339503045
	-0.816704950608527
	-0.921709872829624
	-1.13171971727182

図 3 複雑性の検証

O	1.34000417626873
X	0.822934267957702
E	-0.000864221709935797
Y	-0.136556458200628
#	-0.534659270011963
N	-1.4908584943039

図 4 線対称性の検証

O	0.81342440346679
X	0.772376853293677
N	0.628720344683707
#	0.326182996005856
E	-1.19129475042493
Y	-1.3494098470251

図 5 点对称性の検証

この場合だと、適切に閾値を設定することで対称な形状であるかどうかを区別することが可能である。

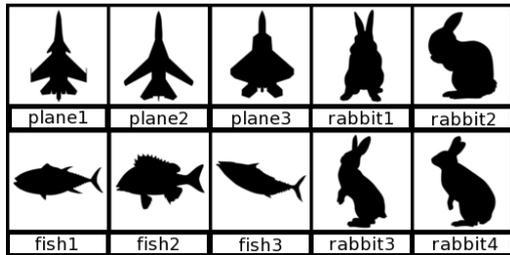


図 6 クラスタリングに用いる画像

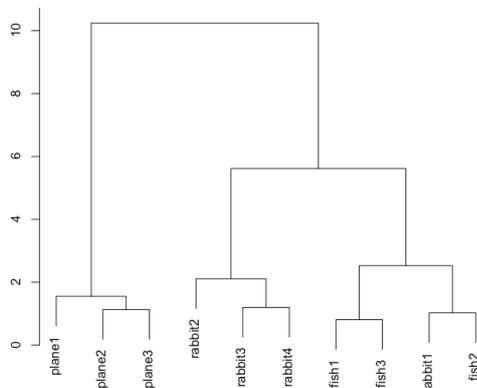


図 7 階層化クラスタリングの結果

4.2 メタデータについての評価実験

本説では、より一般的な画像に対し、提案メタデータを用い、形状情報に基づいたクラスタリング結果を示す。本実験では各形状特徴量をすべて同一の重みで取り扱う。入力画像は図 6 に示す 10 枚の画像で、それぞれ「飛行機」、「魚」、「うさぎ」を表現している。出力結果はメタデータの値を用いたワード法による階層的クラスタリングの結果を示す。実験結果を図 7 に示す。

図 7 を見ると大きく分けて 3 つのクラスタに分類されている。それらのクラスタはそれぞれ「飛行機」、「魚」、「うさぎ」に対応していると分かる。ここで、魚のクラスタの中に rabbit1 が存在する。rabbit1 が表す画像はうさぎを正面から模写したような画像である。その他 3 つのうさぎの画像は側面から模写したような画像である。以上より、形状特徴という観点においては rabbit1 は魚の画像の方が類似度が高いという結果が得られた。

5. まとめ

本稿では形状についての特徴量を定義し、画像からそれらの特徴量を得る手法を提案した。各特徴量の妥当性、有効性を個別の実験により示した。また、それらの特徴量により構成されるメタデータを定義した。メタデータを用いた一例として画像のクラスタリングを行い結果を示した。

今後の課題として、より多くの画像について提案手法によるメタデータ抽出を行い、有効性を確かめる必要がある。また、形状特徴量のうち線対称性、点対称性については数

値で表現してあるが、用いる用途によっては対称であるかどうか重要である場合がある。その場合、対称性を判別するための適切なしきい値を求める手法が必要になると考えられる。

今回提案した特徴量は形状と心理的特徴についての研究に基づき決定した。つまり提案メタデータは人間の感覚的な形状特徴を表していると考えられる。そこで、提案メタデータを用いた、形状特徴から得られる画像の印象抽出を行うことを考えている。

参考文献

- [1] Lowe, D.G. :“Object recognition from local scale-invariant features,” Computer Vision, 1999. The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on , vol.2, no., pp.1150-1157 vol.2, 1999 doi: 10.1109/ICCV.1999.790410
- [2] 山口 由衣, 王 晋民, 椎名 健 :「図形の心理物理的特徴と意味的特徴の対応関係」 認知心理学研究 1348-7264 日本認知心理学会 2004 1 1 45-54
- [3] “AutoTrace” < <http://autotrace.sourceforge.net> >
- [4] 原田 利宣, 森 典彦, 杉山 和雄 :「曲線の物理的性質と自己アフィン性」 デザイン学研究 09108173 日本デザイン学会 1995-09-29 42 3 33-40
- [5] “Inkscape” < <http://inkscape.org> >