学習データ生成のための視覚的自然さに基づく複数の固有ベクトルを用いた形状セグメンテーション

佐藤 信[1]

概要：既提案の視覚的な自然さを表現する形状特徴量に基づく形状セグメンテーション手法を，グラフラプラス行列の複数の固有ベクトルを用いてグラフクラスタリングをおこなうように拡張をする．提案手法により生成した形状セグメントは，基準形状の形状を変換する領域を直感的に選択するために用いられる．非均一相似変換により基準形状から生成した類似形状を，機械学習で用いる形状データとすることが目的である．

Shape Segmentation Using Multiple Eigenvectors Based on Visual Naturality for Training Set Generation

Makoto Satoh[1]

Abstract: This paper presents an extended shape segmentation method using multiple eigenvectors of graph Laplacians, which is an extension of the previously proposed segmentation method based on the shape features to represent visual naturality. The shape segments generated by using the method, are used to select regions intuitively for transforming base shapes. The similar shapes generated from the base shapes, using non-uniform similarity transformation, will be used as learning sets in machine learning.

1. はじめに

本稿では，視覚的な自然さに基づく形状セグメンテーションのための既提案の手法 [6], [7], [8] について，形状を表現するグラフ Laplace 行列の複数の固有ベクトルを用いてセグメンテーションをおこなうための手法を提案する．

既提案の手法は，形状の視覚的な自然さに基づく類似度を用いているので，形状が具体的に何を表現するかなどの事前知識を必要としないという特徴をもつ手法である．そこでのセグメンテーションには，形状からのサンプリング点での類似度を表現したグラフ Laplace 行列の Fiedler ベクトルを用いている．ここでは，グラフ Laplace 行列の複数の固有ベクトルが形状に関する情報を含むように，グラフのエッジに与える類似度重みを調整し，そのように調整したグラフ Laplace 行列の複数の固有ベクトルを用いて形状をセグメンテーションする手法を提案する．

[1] 岩手大学
Iwate University, Ueda, Iwate 020–8551, Japan

なお，適用分野としては，機械学習の学習データの生成がある．基準とする形状を洗練化 [2] することにより，それに類似な形状を生成して，その形状を学習データとして用いることが可能である．その場合に，類似形状の生成に用いる非均一相似変換 [9], [10] をおこなう領域を選択するために形状セグメンテーションを用いることが可能である．なお，非均一相似変換 [9], [10] は，Fowler 等 [3] の提案した曲線の形状洗練化のための手法を拡張したものである．非均一相似変換を用いると，平面上の Bezier 曲線で表現した基準形状を，曲線の通過点などの変形のための制約条件を満たしながら，可能な限り基準形状の特徴を維持して形状を洗練化することが可能である．

これ以降の構成について，簡単に説明する．2 節では，関連研究について説明をおこなう，そして，既提案のグラフクラスタリングを用いた形状セグメンテーション手法の概要と特徴について述べる．そして，3 節では，既提案のセグメンテーション手法の類似度重みのパラメータの調整手法を拡張し，グラフ Laplace 行列の複数の固有ベクトル

を用いた形状セグメンテーション手法を提案する．提案手法の実装と結果の検討について 4 節で説明する．そして最後に，5 節で本稿のまとめと今後について述べる．

2. 関連研究と既提案手法の概要

2.1 関連研究

セグメンテーションは，多くの分野で必要とされる技術であり，多くの手法が提案されている．

例えば，Katz 等 [4] は，3 次元メッシュのセグメンテーション手法について研究している．そこでは，セグメンテーションで用いる類似度の基準として，メッシュを構成するポリゴンフェース間の形態的な距離，および，隣接するポリゴンフェースのなす角度を用いている．このように，Katz 等 [4] の手法では，セグメンテーションをおこなう要素どうしの接続関係についてのデータを用いている．本稿で拡張をおこなう既提案の手法は，構造化されていない Bezier 曲線セグメントの集合からのサンプリング点についてセグメンテーションをおこない，それらのサンプリング点どうしの接続関係に関するデータをアルゴリズムの入力として必要としないことが特徴である．

形状のシルエットを表現するサンプリング点から NPR スケッチを作成するための Lewis 等 [5] の研究では，グラフ Laplace 行列を用いて形状をセグメンテーションしている．その手法では，形状の接線の傾きの類似度に基づいて，サンプリング点の集合の 2 点どうしの類似度を計算している．その場合に，2 つのサンプリング点の類似度への接線の傾きの感度を，2 点間の距離に関して，パラメータにより調節することが可能である．しかし，その調節方法についてはふれていない．また，サンプリング点の位置の座標値が同一である場合を考慮していない．本稿で拡張する既提案の手法は，2 点間の距離，形状の接線の傾きそして曲率を用いてサンプリング点の 2 点どうしの類似度を計算する手法である．そして，その類似度の計算において用いる，距離測度のスケーリングパラメータを調整する手法 [6] が提案されている．

また，グラフ Laplace 行列を用いたクラスタリングは，広く用いられている手法である．本稿では，形状の特徴を大域的にとらえるために，グラフ Laplace 行列によりセグメンテーションをおこなう．グラフ Laplace 行列を用いるセグメンテーション手法は，Fiedler[1] の研究などを基に研究されているものである．これまでに，複数の Laplace 行列が提案されているが，それらには非正規化 Laplace 行列と正規化 Laplace 行列がある．本稿で拡張する既提案手法は，Laplace 行列を生成するためのグラフの類似度重みについての提案をしているので，その重みのクラスタリングへの影響について検討をおこなう始めの段階として，非正規化 Laplace 行列を用いている．非正規化 Laplace 行列の詳細については，Mohar [11], [12] などに記述がある．グラフ Laplace 行列の複数の固有ベクトルを用いてクラスタリングをする研究には，Ng 等 [13] がある．そこでは，正規化グラフ Laplace 行列の複数の固有ベクトルから，特徴ベクトルを再構成することによりクラスタリングをおこなっている．本稿では，佐藤 [7], [8] での形状セグメンテーション手法について，佐藤 [6] の手法により，固有ベクトルの要素を明確に分離するように，類似度重みを調整した固有空間の複数の固有ベクトルを用いてクラスタリングをおこなう．

2.2 既提案手法の概要

既提案の形状セグメンテーション手法 [7], [8] の概要を説明する．その手法が対象とするのは，曲線セグメントどうしの接続関係などの構造に関する情報が与えられていない，Bezier 曲線セグメントの集合により構成されている形状である．そのように構造化されていない形状について，その形状の視覚的な自然さを表現するように設計した形状特徴量を計算し，その形状特徴量をエッジの重みとするグラフをクラスタリングすることにより形状をセグメンテーションする．その手順の概要を示す．

Step 1:サンプリング 構造化されていない Bezier 曲線セグメントの集合から，曲線上の点をサンプリングする．ここで，各サンプリング点について，その位置座標，接線の傾き，そして曲率をサンプリングする．

Step 2:クラスタリング サンプリング点集合の 2 点どうしについて，その点での形状の類似度を表現する重みを計算する．この重みを用いて，グラフ Laplace 行列を作成する．そして，その行列の固有値と固有ベクトルに基づいてクラスタリングをおこなう．

3. 複数の固有ベクトルを用いた形状セグメンテーション

2.2 節で概要を説明した既提案の形状セグメンテーション手法 [7], [8] と既提案の類似度重みのパラメータの調整手法 [6] を，複数の固有ベクトルを用いて形状セグメンテーションをおこなうように拡張する．

3.1 クラスタリングで用いる類似度

既提案の形状セグメンテーション手法 [6], [7], [8] では，グラフを用いて形状を表現するために，形状を構成する曲線からのサンプリング点を節点 V，そして，各節点を結ぶエッジを E として，グラフ $G = \langle V, E\rangle$ を作成する．そして，各エッジに，そのエッジが接続する 2 つの節点の形状の類似度を表現する重み w を与える．

ここでは，[6] で提案した類似度重み，

$$w = \exp\left(-\left(\frac{{d_{\mathtt{P}}}^2}{{\alpha_{\mathtt{P}}}^2} + \frac{{d_{\mathtt{T}}}^2}{{\alpha_{\mathtt{T}}}^2} + \frac{{d_{\mathtt{C}}}^2}{{\alpha_{\mathtt{C}}}^2} + \frac{{d_{\mathtt{U}}}^2}{{\alpha_{\mathtt{U}}}^2}\right)\right) \quad (1)$$

を用いる．ここで，距離測度 $d_{\mathtt{P}}, d_{\mathtt{T}}, d_{\mathtt{C}}$ そして $d_{\mathtt{U}}$ は，その

エッジが接続する 2 つの節点についてのものである．それぞれ，位置座標，接線の傾き，符号付き曲率，そして，符号なし曲率を基にして計算する．また，$\alpha_{\mathtt{P}}, \alpha_{\mathtt{T}}, \alpha_{\mathtt{C}}$ そして $\alpha_{\mathtt{U}}$ は，スケーリングのためのパラメータである．この重みをすべてのサンプリング点について計算する．

3.2 形状セグメンテーションでのパラメータ

既提案の手法での重み計算のためのパラメータを，表 1 に示す．なお，詳細については，[7], [8] に説明がある．

表 1 既提案の形状セグメンテーション手法でのパラメータ
Table 1 The parameters in previously proposed shape segmentation method

parameters	description	
$\alpha_{\mathtt{P}}$	scaling	positional difference
$\alpha_{\mathtt{T}}$		tangential difference
$\alpha_{\mathtt{C}}$		signed curvature difference
$\alpha_{\mathtt{U}}$		unsigned curvature difference
$\beta_{\mathtt{P}}$	thresholding	positional difference
$\beta_{\mathtt{T}}$		tangential difference
$\beta_{\mathtt{C}}$		signed curvature difference
$\beta_{\mathtt{U}}$		unsigned curvature difference

3.3 パラメータの調整

形状の視覚的な自然さに基づいた類似度を表現する (1) 式について，パラメータの値を調整するための手法を述べる．ここでは，形状からサンプリングした n 点を用いて，形状をセグメンテーションする場合について，(1) 式のパラメータ $\alpha_{\mathtt{P}}, \alpha_{\mathtt{T}}$ そして $\alpha_{\mathtt{C}}$ を調整する．

既提案の類似度パラメータの調整手法 [6] の評価関数では，固有ベクトルの要素の値を調整するための 2 つの項を，その固有ベクトルをクラスタリングに用いるかどうかにより分けて定義している．ここでは，評価関数での固有ベクトルの要素の値を調整するための 2 つの項を，その固有ベクトルが Fiedler ベクトルであるかそれ以外の固有ベクトルであるかにより分けて定義する．

サンプリング点の集合について，(1) 式により生成したグラフ Laplace 行列の固有ベクトルなどを基準として，評価関数を最適化することによりパラメータを探索する．提案する評価関数は，

$$\begin{aligned} f(\boldsymbol{p}) = & \underbrace{g_{\mathtt{F}}(\boldsymbol{p})}_{\textit{eigenvector range}} + \underbrace{g_{\mathtt{M}}(\boldsymbol{p})}_{\textit{more eigenvector range}} \\ & + \underbrace{g_{\mathtt{R}}(\boldsymbol{p})}_{\textit{parameter range}} + \underbrace{g_{\mathtt{N}}(\boldsymbol{p})}_{\textit{parameter norm}} \\ & + \underbrace{g_{\mathtt{Z}}(\boldsymbol{p})}_{\textit{zero eigenvector element}} \end{aligned} \tag{2}$$

である．ここで，$\boldsymbol{p} = \{\alpha_{\mathtt{P}}, \alpha_{\mathtt{T}}, \alpha_{\mathtt{C}}\}$ は，調整しようとするパラメータを要素とするベクトルである．また，$g_{\mathtt{F}}(\boldsymbol{p})$, $g_{\mathtt{M}}(\boldsymbol{p})$, $g_{\mathtt{R}}(\boldsymbol{p})$, $g_{\mathtt{N}}(\boldsymbol{p})$ そして $g_{\mathtt{Z}}(\boldsymbol{p})$ は，それぞれ，グラフ Laplace 行列の Fiedler ベクトルの要素の値の範囲，グラフ Laplace 行列の Fiedler ベクトルに対応する固有値の次に値が大きい m 個の固有値に対応する固有ベクトルの要素の値の範囲，パラメータを探索する値の範囲，パラメータベクトルのノルム，そして，値が 0 である固有ベクトルの要素の個数に関する項である．また，$\boldsymbol{p}$ 以外のパラメータには，予め値が与えられているものとする．

以降において，(2) 式の右辺の各項について述べる．始めに，用いる記号について説明する．Fiedler ベクトルを $\boldsymbol{v}_f = \left\{v_{f_1}, v_{f_2}, \cdots, v_{f_n}\right\}$，そして，Fiedler ベクトルに対応する固有値の値の次に値が大きい m 個の固有値に対応する固有ベクトルを $\boldsymbol{v}_{ej} = \left\{v_{ej_1}, v_{ej_2}, \cdots .v_{ej_n}\right\} (j = 1, \cdots, m)$ とする．また，$\boldsymbol{v}_f$ の要素を，値が負，0，または正であるかによりクラスタリングすることにより生成されるクラスタを，それぞれ，$\{C_{f_1}\}, \{C_{f_2}\}$ そして $\{C_{f_3}\}$ とする．$\boldsymbol{v}_{ej}$ についても，同様にして生成されるクラスタを，$\{C_{ej_1}\}, \{C_{ej_2}\}$ そして $\{C_{ej_3}\}$ とする．さらに，Fiedler ベクトル $\boldsymbol{v}_f$ の要素の最小値と最大値を，それぞれ $v_{f\,(\mathtt{min})}$ と $v_{f\,(\mathtt{max})}$ とする．固有ベクトル $\boldsymbol{v}_{ej}$ についても同様とする．そして，クラスタ $\{C_{f_1}\}$ の要素の最小値と最大値を，それぞれ $c_{f_1(\mathtt{min})}$ と $c_{f_1(\mathtt{max})}$ とする．他のクラスタについても同様とする．

これらを用いて，(2) 式の右辺の各項を，以下のように計算する．

$$g_{\mathtt{F}}(\boldsymbol{p}) = \frac{c_{f_1(\mathtt{range})} + c_{f_3(\mathtt{range})}}{v_{f\,(\mathtt{max})} - v_{f\,(\mathtt{min})}}. \tag{3}$$

$$c_{f_1(\mathtt{range})} = c_{f_1(\mathtt{max})} - c_{f_1(\mathtt{min})}. \tag{4}$$

$$c_{f_3(\mathtt{range})} = c_{f_3(\mathtt{max})} - c_{f_3(\mathtt{min})}. \tag{5}$$

$$g_{\mathtt{M}}(\boldsymbol{p}) = \sum_{j=1}^{m} \frac{c_{ej_1(\mathtt{range})} + c_{ej_3(\mathtt{range})}}{v_{ej\,(\mathtt{max})} - v_{ej\,(\mathtt{min})}}. \tag{6}$$

$$c_{ej_1(\mathtt{range})} = c_{ej_1(\mathtt{max})} - c_{ej_1(\mathtt{min})}. \tag{7}$$

$$c_{ej_3(\mathtt{range})} = c_{ej_3(\mathtt{max})} - c_{ej_3(\mathtt{min})}. \tag{8}$$

$$g_{\mathtt{R}}(\boldsymbol{p}) = \sum_{k=1}^{3} \begin{cases} \exp(-\frac{p_k - \gamma_{\mathtt{L}}}{\gamma_{\mathtt{S}}}) & \text{if } \ p_k < \gamma_{\mathtt{L}}, \\ \exp(\frac{p_k - \gamma_{\mathtt{U}}}{\gamma_{\mathtt{S}}}) & \text{if } \ \gamma_{\mathtt{U}} < p_k, \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{9}$$

$$g_{\mathtt{N}}(\boldsymbol{p}) = \gamma_{\mathtt{N}} \parallel \boldsymbol{p} \parallel. \tag{10}$$

$$g_{\mathtt{Z}}(\boldsymbol{p}) = \gamma_{\mathtt{Z}}(\left|C_{f_2}\right| + \sum_{j=1}^{m} \left|C_{ej_2}\right|). \tag{11}$$

ここで，$\gamma_{\mathtt{L}}, \gamma_{\mathtt{U}}, \gamma_{\mathtt{S}}, \gamma_{\mathtt{N}}$ そして $\gamma_{\mathtt{Z}}$ は，予め与えられた値である．

3.4 複数の固有ベクトルを用いたセグメンテーション

形状からのサンプリング点 $\boldsymbol{s} = \{s_i : i = 1, \cdots, n\}$ をセグメンテーションする手法について述べる．

始めに，サンプリング点を基にして，3.3 での手法により調整した類似度重みパラメータを求める．そして，調整した類似度重みパラメータを用いて生成したグラフ Laplace 行列の l 個の固有ベクトルを用いて，(12) 式によりクラスタを決定して，形状をセグメンテーションする．

説明のために，グラフ Laplace 行列の Fiedler ベクトルと，Fiedler ベクトルに対応する固有値の次に値が大きい $l-1$ 個の固有値に対応する固有ベクトルの合計 l 個の固有ベクトルを $\boldsymbol{e}_j = \{e_{j_i} : i = 1, \cdots, n\}\,(j = 1, \cdots, l)$ とする．この固有ベクトルを用いて，s_i が所属するクラスタを，

$$1 + \sum_{j=1}^{l} \begin{cases} 0 & \text{if } \ e_{j_i} < \epsilon \ , \\ 2^{j-1} & \text{if } \ \epsilon <= e_{j_i} \end{cases} \qquad (12)$$

と決定する．ここで，ϵ は，予め与えられた値である．

4. 実装と結果の検討

4.1 実装

提案のアルゴリズムを，Java 言語により実装した．形状の表現には，平面上の 3 次 Bezier 曲線を用いた．そして，それらの曲線のグラフィックスデータとしての表現形式には，SVG を用いた．

なお，図中の形状および印は，実装プログラムでの複数の固有ベクトルを用いたセグメンテーションの結果そして固有ベクトルなどを，実装プログラムから SVG 形式でファイル出力したものである．本稿では，その SVG 形式のファイルを EPS 形式に変換したものを用いている．

4.2 定数値を与えたパラメータ

これ以降では，(1) 式のパラメータ $\alpha_{\mathtt{P}}, \alpha_{\mathtt{T}}$ そして $\alpha_{\mathtt{C}}$ を調整した類似度重みを用いて，セグメンテーションをおこなう．そこで，アルゴリズムの入力として定数値を与えたパラメータを，表 2 に示す．また，評価関数では $g_{\mathtt{M}}(\boldsymbol{p})$ を用いていない．

表 2 定数値を与えたパラメータ
Table 2 The parameters that are given constant values.

$\alpha_{\mathtt{U}}$	$\beta_{\mathtt{P}}$	$\beta_{\mathtt{T}}$	$\beta_{\mathtt{C}}$	$\beta_{\mathtt{U}}$
0.1	0.1	0.1	0.1	1
$\gamma_{\mathtt{L}}$	$\gamma_{\mathtt{U}}$	$\gamma_{\mathtt{S}}$	$\gamma_{\mathtt{N}}$	$\gamma_{\mathtt{Z}}$
0.001	100	1	1	1

4.3 クラスタの表記

(12) 式で計算したクラスタ番号と，これ以降で用いるクラスタの表記法との関係を表 3 に示す．

表 3 クラスタの表記法
Table 3 Notation of clusters.

cluster No. (Eq. 12)	notations
1	large open blue circle
2	large green cross
3	large open magenta triangle
4	large open orange rectangle
5	small open blue circle
6	small green cross
7	small open magenta triangle
8	small open orange rectangle

4.4 セグメンテーションの各段階

グラフ Laplace 行列の複数の固有ベクトルを用いる形状セグメンテーションのためのアルゴリズムでの各段階を，図 1 に示す．図の始めの行は，左から右にそれぞれ，3 次 Bezier 曲線で構成した基準とする形状 (solid black curves)，サンプリング点 (large solid blue circle)，第 2 固有ベクトルを用いたセグメンテーションの結果，第 2,3 固有ベクトルを用いたセグメンテーションの結果，そして，第 2,3,4 固有ベクトルを用いたセグメンテーションの結果である．図中のクラスタの表記法は，4.3 節の表 3 のとおりである．サンプリング数は，33 である．ここでは，3.1 節で述べたグラフの類似度重みを用いて，サンプリング点をノードとするグラフを作成し，その Laplace 行列の固有値と固有ベクトルを基にしてクラスタリングしている．そのグラフ Laplace 行列の固有値と固有ベクトルを，図 1 の 2 番目の行に示す．また，グラフの重みの計算に用いたパラメータを表 4 に示す．これらの値は，最適化計算の結果を小数第 4 位で四捨五入した値である．

この結果から，視覚的に自然な形状特徴に合わせてクラスタリングが可能であることが分かる．そして，クラスタリングに用いる固有ベクトルの個数を増加すると，形状特徴のより詳細な部分に合わせてクラスタリングが可能であることが分かる

表 4 図 1 で用いた調整したパラメータ
Table 4 The adjusted parameters used in the segmentation in Fig. 1. The parameters are rounded off to three decimal places.

$\alpha_{\mathtt{P}}$	$\alpha_{\mathtt{T}}$	$\alpha_{\mathtt{C}}$
0.100	0.288	0.001

4.5 直線で構成された形状のセグメンテーション

図 2 に，直線で構成された形状のセグメンテーションの結果を示す．サンプリング数は，64 である．提案の評価関数 ((2) 式) を用いて求めたパラメータを，セグメンテーションに用いている．その値を，表 5 に示す．これらの値は，最適化計算の結果を少数第 4 位で四捨五入した値で

ある．

基準とする形状での位置座標と接線の特徴が類似している部分からのサンプリング点を，同一のクラスタにまとめて分類することが可能であることが分かる．そして，クラスタリングに用いる固有ベクトルの個数を増加すると，より詳細な位置座標と接線の特徴に合わせてクラスタリングが可能であることが分かる．この結果から，視覚的に自然な形状特徴に合わせてクラスタリングが可能であることが分かる．

表 5　図 2 で用いた調整したパラメータ
Table 5　The adjusted parameters used in the segmentation in Fig. 2. The parameters are rounded off to three decimal places.

α_P	α_T	α_C
0.109	0.279	0.001

4.6　曲線で構成された形状のセグメンテーション

図 3 に，曲線で構成された形状のセグメンテーションの結果を示す．サンプリング数は，204 である．提案の評価関数 ((2) 式) を用いて求めたパラメータを，表 6 に示す．これらの値は，最適化計算の結果を少数第 4 位で四捨五入した値である．

各固有ベクトルがクラスタリングをおこなっている様子を，形状を上下左右の 4 つの部分に分けて説明する．第 2 固有ベクトルでは，左部，上部，そして右部を要素とするクラスタ，そして，下部を要素とするクラスタに分類している．第 3 固有ベクトルでは，左部，上部，そして下部を要素とするクラスタ，そして，右部を要素とするクラスタに分類している．そして，第 4 固有ベクトルでは，左部，そして右部を要素とするクラスタ，そして，上部，下部を要素とするクラスタに分類している．なお，第 3 固有ベクトルは，左部と右部が，相反する特徴をもつことを検出しているともいえる．

これらにより，以下のようなクラスタを生成している．第 2 固有ベクトルを用いた場合には，左部，上部，そして右部をクラスタ 1(large open blue circle)，そして，下部をクラスタ 2(large green cross) に分類している．第 2,3 固有ベクトルを用いた場合には，左部，そして上部をクラスタ 1(large open blue circle)，右部をクラスタ 3(large open magenta triangle)，そして，下部をクラスタ 2(large green cross) に分類している．第 2,3,4 固有ベクトルを用いた場合には，左部をクラスタ 1(large open blue circle)，上部をクラスタ 5(small open blue circle)，右部をクラスタ 3(large open magenta triangle)，そして，下部をクラスタ 6(small green cross) に分類している．

この結果から，視覚的に自然な形状特徴に合わせてクラスタリングが可能であることが分かる．特に，図 3 の始めの行の左に示すクラスタリングの結果では，視覚的に自然な形状特徴を捉えることが出来ているといえる．そして，クラスタリングに用いる固有ベクトルの個数を増加すると，より詳細な形状特徴に合わせてクラスタリングが可能であることが分かる．

表 6　図 3 で用いた調整したパラメータ
Table 6　The adjusted parameters used in the segmentation in Fig. 3. The parameters are rounded off to three decimal places.

α_P	α_T	α_C
0.100	0.192	0.100

4.7　交差する形状のセグメンテーション

図 4, 5 に，それぞれ，直線と曲線が交差する形状，そして，曲線が交差する形状のセグメンテーションの結果を示す．サンプリング数は，それぞれ，45 と 73 である．提案の評価関数 ((2) 式) を用いて求めたパラメータを，表 7 に示す．これらの値は，最適化計算の結果を少数第 4 位で四捨五入した値である．

図 4 の始めの行の左に示す結果では，直線部分と曲線部分を分けてクラスタリングをおこなっている．そして，その行の中央に示す結果では，曲線部分を曲線の曲がる方向に合わせてクラスタリングをおこなっている，そして，その行の右に示す結果では，中央に示す結果での曲線部分の 2 つのクラスタをさらに詳細にクラスタリングをおこなっている．

図 5 の始めの行の左に示す結果では，2 つの曲線部分を分けてクラスタリングをおこなっている．そして，その行の中央に示す結果では，左に示す結果の一方の曲線部分を詳細にクラスタリングをおこなっている，そして，その行の右に示す結果では，中央に示す結果で詳細にクラスタリングした曲線部分をさらに詳細にクラスタリングをおこなっている．

これにより，視覚的に自然な形状特徴を捉えることにより，形状セグメントが交差する形状を，交差するセグメントを分離してセグメンテーションが可能であることが分かる．そして，クラスタリングに用いる固有ベクトルの個数を増加すると，より詳細な形状特徴に合わせてクラスタリングが可能であることが分かる．しかし，その詳細化の順序を制御する方法については，検討が必要である．

表 7　図 4, 5 で用いた調整したパラメータ
Table 7　The adjusted parameters used in the segmentation in Fig. 4, 5. The parameters are rounded off to three decimal places.

figures	α_P	α_T	α_C
Fig. 4	0.088	0.100	0.235
Fig. 5	0.063	0.100	0.185

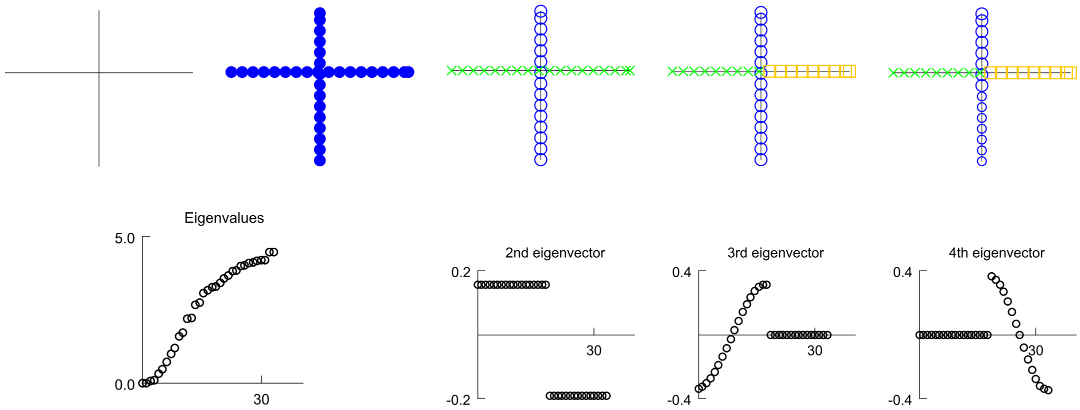

図 1 形状セグメンテーションの各段階

Fig. 1 Each step of shape segmentation. First row(from left to right): a base shape(solid lines), its sampled points(large solid blue circles), and the segmentation results using the eigenvectors: the second, the second and the third, and the second, the third, and the fourth eigenvector. Second row(from left to right): the eigenvalues, the second, the third, and the fourth eigenvector.

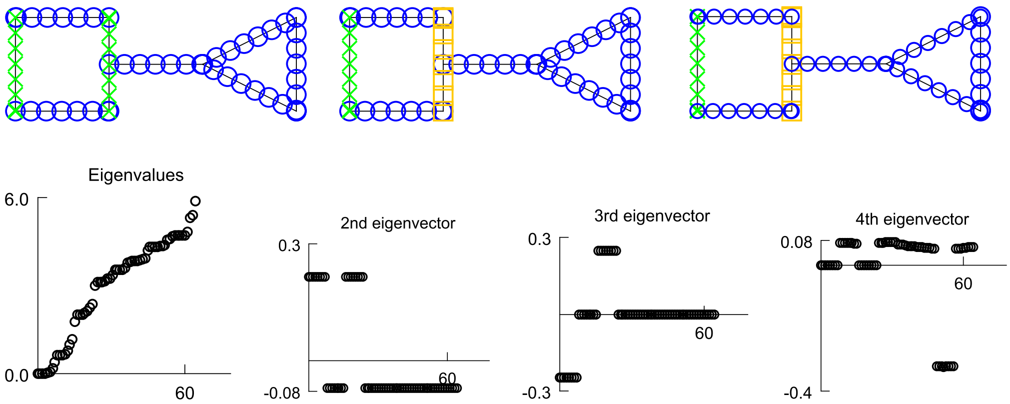

図 2 直線で構成された形状のセグメンテーション

Fig. 2 Segmentation of the shape constructed of lines. First row(from left to right): the segmentation results using the eigenvectors: the second, the second and the third, and the second, the third, and the fourth eigenvector. Second row(from left to right): the eigenvalues, the second, the third, and the fourth eigenvector.

5. おわりに

視覚的な自然さに基づいた形状セグメンテーションのための既提案の手法 [6], [7], [8] について，形状を表現するグラフ Laplace 行列の複数の固有ベクトルを用いてセグメンテーションをするための手法を提案した．その手法では，形状を表現するグラフ Laplace 行列の固有ベクトルが明確に分離するように設計した評価関数を最適化することによりパラメータを探索し，そのグラフ Laplace 行列の固有ベクトルを用いてセグメンテーションをおこなう．そのため，特定の形状に関する事前知識を必要としないという特徴をもつ手法である．

そして，提案の手法によりパラメータの調整をおこない，複数の固有ベクトルを用いて形状のセグメンテーションをおこなった．視覚的に自然な形状特徴にあわせて，セグメントを生成することが可能であることを示した．そして，セグメンテーションに用いる固有ベクトルの個数を増加すると，詳細な形状特徴にあわせたセグメンテーションが可能であることを示した．詳細さのレベルが同様である場合に，どのような順番でセグメンテーションをおこなうかについてはさらに検討をおこないたい．本稿で示した例では，第 2 固有ベクトルの要素の値の範囲を小さくするように最適化をすると，第 3,4 固有ベクトルにも形状の特徴を表現する情報を含むようにすることが可能であった．第 2 固有ベクトル以外の固有ベクトルについても，評価関数で最適化をする必要があるのかどうかについては，さらに

Vol.2014-CVIM-191 No.23
2014/3/4

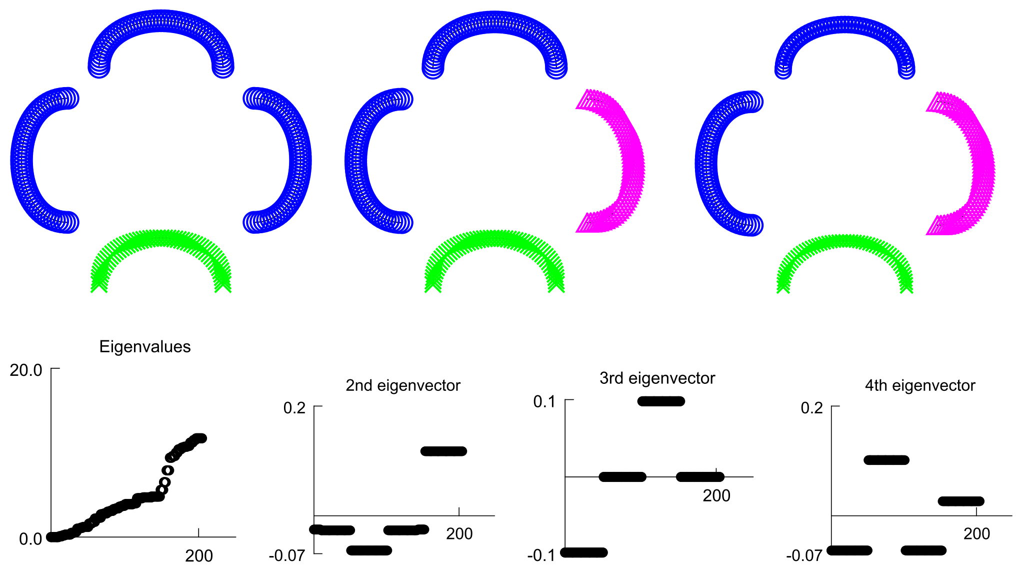

図 3 曲線で構成された形状のセグメンテーション

Fig. 3 Segmentation of the shape constructed of curves. First row(from left to right): the segmentation results using the eigenvectors: the second, the second and the third, and the second, the third, and the fourth eigenvector. Second row(from left to right): the eigenvalues, the second, the third, and the fourth eigenvector.

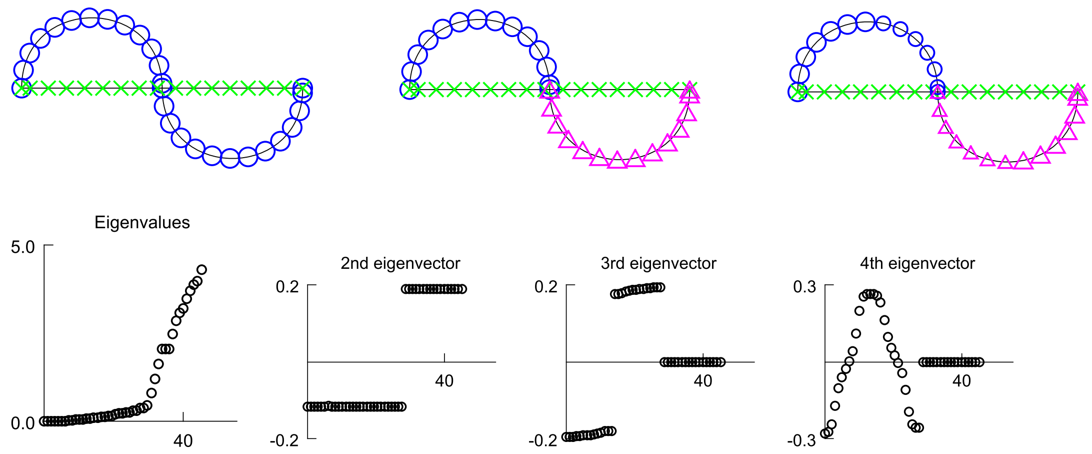

図 4 交差する形状のセグメンテーション (直線と曲線)

Fig. 4 Segmentation of intersecting shapes(a straight line and a curve). First row(from left to right): the segmentation results using the eigenvectors: the second, the second and the third, and the second, the third, and the fourth eigenvector. Second row(from left to right): the eigenvalues, the second, the third, and the fourth eigenvector.

検討をおこないたい．

それ以外の今後の課題には，複雑な形状からの形状セグメントの生成，他のグラフクラスタリング手法への適用，そして，形状セグメンテーションと非均一相似変換を用いた機械学習のためのデータ生成に関する研究を挙げることができる．

参考文献

[1] Fiedler, M.: Algebraic connectivity of graphs, *Czechoslovak Mathematical Journal*, Vol. 23, No. 98, pp. 298–305 (1973).

[2] Forsey, D. R. and Bartels, R. H.: Hierarchical B-spline refinement, *SIGGRAPH '88: Proceedings of the 15th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, New York, NY, USA, ACM, pp. 205–212 (online), DOI:

Vol.2014-CVIM-191 No.23
2014/3/4

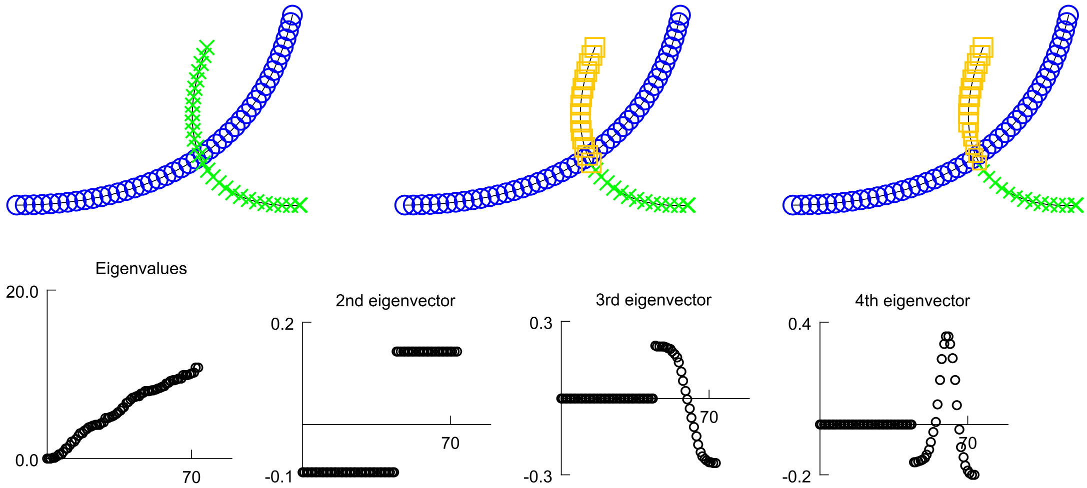

図 5 交差する形状のセグメンテーション (曲線と曲線)

Fig. 5 Segmentation of intersecting shapes(curves). First row(from left to right): the segmentation results using the eigenvectors: the second, the second and the third, and the second, the third, and the fourth eigenvector. Second row(from left to right): the eigenvalues, the second, the third, and the fourth eigenvector.

http://doi.acm.org/10.1145/54852.378512 (1988).

[3] Fowler, B. and Bartels, R.: Constraint-based curve manipulation, *Computer Graphics and Applications, IEEE*, Vol. 13, No. 5, pp. 43–49 (online), DOI: 10.1109/38.232098 (1993).

[4] Katz, S. and Tal, A.: Hierarchical mesh decomposition using fuzzy clustering and cuts, *ACM SIGGRAPH 2003 Papers*, SIGGRAPH '03, New York, NY, USA, ACM, pp. 954–961 (online), DOI: 10.1145/1201775.882369 (2003).

[5] Lewis, J. P., Fong, N., XueXiang, X., Soon, S. H. and Feng, T.: More optimal strokes for NPR sketching, *Proceedings of the 3rd international conference on Computer graphics and interactive techniques in Australasia and South East Asia*, GRAPHITE '05, New York, NY, USA, ACM, pp. 47–50 (online), DOI: 10.1145/1101389.1101398 (2005).

[6] 佐藤 信：視覚的な自然さに基づくグラフクラスタリングを用いた形状セグメンテーションのための類似度重みのパラメータ調整，情報処理学会研究報告，Vol. 2014-CG-154.

[7] 佐藤 信：非均一相似変換を用いた形状洗練化のためのグラフクラスタリングによる形状セグメンテーション，情報処理学会研究報告，Vol. 2013-HCI-155, No. 7, pp. 1–8 (2013).

[8] 佐藤 信：学習データ生成のための符号なし曲率を用いたグラフクラスタリングによる形状セグメンテーション，情報処理学会研究報告，Vol. 2014-ICS-173, No. 6, pp. 1–8 (2014).

[9] 佐藤 信，三輪譲二：導関数ベクトルの非均一相似性制約に基づく曲線洗練化法，情報処理学会研究報告，Vol. 2011-CG-142, No. 12, pp. 1–6 (2011).

[10] 佐藤 信，三輪譲二：平面曲線形状洗練化のための導関数ベクトルの非均一相似性制約を用いた鏡映対称変換，情報処理学会研究報告，Vol. 2012-CG-146, No. 34, pp. 1–6 (2012).

[11] Mohar, B.: The Laplacian spectrum of graphs, *Graph Theory, Combinatorics, and Applications*, Wiley, pp. 871–898 (1991).

[12] Mohar, B.: Some applications of Laplace eigenvalues of graphs, *Graph Symmetry*, NATO ASI Series, Vol. 497, Springer Netherlands, pp. 225–275 (1997).

[13] Ng, A. Y., Jordan, M. I. and Weiss, Y.: On Spectral Clustering: Analysis and an algorithm, *ADVANCES IN NEURAL INFORMATION PROCESSING SYSTEMS*, MIT Press, pp. 849–856 (2001).