

形状認識のための非均一相似性制約を用いた 学習データの対話的生成

佐藤 信¹

概要：機械学習により形状を認識するために、学習データを対話的に生成するための手法を提案する。提案手法では、非均一相似変換を用いて、基準形状と類似な形状を生成することにより学習データを生成する。非均一相似性制約では、形状変化のための制約条件にあわせて、基準形状と類似な形状を生成可能であるので、形状変化のための制約条件を対話的に与えることにより、機械学習のための類似形状データを生成することが可能である。

Interactive Generation of Training Set Using Non-uniform Similarity Transform for Shape Recognition

MAKOTO SATOH¹

Abstract: This paper presents a method to interactively generate training sets for shape recognition. In the method, refining to similar shapes with a base shape by using non-uniform similarity transform generates training sets. By interactively inputting constraints for shape deformation, the method is able to generate training sets, because non-uniform similarity transform generates similar shapes with a base shape while satisfying shape constraints for shape deformation.

1. はじめに

本稿では、機械学習を用いて形状を認識するために、対話的に入力した少数の形状をもとにして学習データを生成するための手法を提案する。コンピュータを用いて形状を認識するためのアルゴリズムの開発は、重要な課題である。そのため多くの研究がおこなわれ、さまざまなアルゴリズムが提案されている。

それらの研究の一分野として、手描きストロークによる形状を、機械学習を用いて認識することを目的とする研究がある。手描きストロークによる入力形状には、あいまいな部分が含まれる可能性があるため、その点を考慮したアルゴリズムの開発が必要となる。例えば、形状を分類するカテゴリごとに形状を例示しておいてから手描きで入力した形状であっても、その形状を誤認識する可能性がある。

このような誤認識は、その形状をコンピュータが形状認識する場合であっても、人間が形状認識する場合であっても発生する可能性がある。例えば、Eitz 等 [3] は、スケッチの専門的な技術を習得していない人間が作成した手描きスケッチを、人間が認識する場合と、機械学習のアルゴリズムを用いて認識する場合について比較をおこない、そのような誤認識について指摘している。

上述のような手描き形状の不明確性に対処するために、ユーザまたは適用分野ごとにカスタマイズした形状認識のための機械学習のパラメータを用いるというのが提案アルゴリズムの目的である。そのためには、少数の形状データを基にして学習用の形状データを作成し、その学習用のデータを用いて機械学習のパラメータを作成することが有効である。

Fu 等は、少数の形状データを基にして作成した形状データを用いて機械学習をする手法を提案している [5]。また、Nonnemaker 等は、アルゴリズムにより作成した学習デー

¹ 岩手大学
Iwate University, Ueda, Iwate 020-8551, Japan

タの妥当性について研究している [10] .

本稿の提案アルゴリズムでは、非均一相似性制約 [8] を用いて、少数の基準形状から類似形状を作成して、それらの形状を機械学習の学習データとして用いる。そして、作成した学習データを人工ニューラルネット (ANN) [6] の入力層への入力データへ変換するための手法を示す。

2. 非均一相似性制約を用いた形状学習データの作成

2.1 非均一相似性制約の概要

本アルゴリズムでの学習データの生成に用いる、非均一相似制約 [8], [9] について簡単に説明する。非均一相似制約とは、平面上の Bezier 曲線を、曲線の通過点などの形状変形のための制約条件を満たしながら、可能な限り基準とする形状の特徴を維持して形状を洗練化 [4] するための線形制約であり、以下の特徴をもつ。

洗練化形状の範囲 基準形状の特徴を維持しながら、その類似形状、直線形状そして鏡映対称形状の類似形状に形状洗練化が可能である。

類似性の基準 形状の類似性の基準として、形状類似性変数 [8] を用いる。形状類似性変数とは、基準曲線の制約点での 2 つの導関数ベクトルの始点を一致させてできるベクトル形状について、その形状を相似変換した形状と実際の変換形状との差を表現する変数であり、スケーリング、回転そして移動について不変量である。

最適化 形状類似性変数を変数として、形状変形のための線形制約条件を作成する。そして、その制約条件のもとで、形状類似性変数の値を最小化することにより、形状を洗練化する。この計算手法は、曲線形状を洗練化するための手法に関する Bartels 等 [1], [2] の研究を発展させたものである。

非均一性 制約点ごとの相似変換の倍率、回転そして移動量は、最適化計算により決定されるので、非均一である。

非均一相似制約では、どのような類似形状に形状洗練化をするかにあわせて、非均一相似性を制約するための形状類似性変数を構成する導関数を選択しなければならない。例えば、2 階導関数と 3 階導関数で構成する形状類似性変数を用いると、基準形状の特徴を維持しながら、その類似形状、直線形状そして鏡映対称形状の類似形状に形状洗練化が可能である。

提案アルゴリズムの実装による実験では、形状を表現する曲線の曲率の類似性を可能な範囲で維持して類似形状を生成して、学習データに用いる。そのために、形状の曲線部分の形状類似性を維持するために、1 階導関数と 2 階導関数で構成する形状類似性変数を用いる。また、曲線の接続部分の形状類似性を維持する場合には、1 階導関数で構成する形状類似性変数を用いる [7]。

1 つの形状に曲線部分と直線部分を含む場合には、それぞれの形状特徴を維持することが必要である。そのために、直線部分の形状類似性を維持するためには、1 階導関数と 2 階導関数のノルムを可能な範囲で最小にすることで形状特徴を維持する。これらの 2 種類の形状特徴を維持する方程式は、1 つの連立方程式に含めることが可能であり、その連立方程式により曲線表現形式を変換している。

2.2 形状学習データの対話的生成アルゴリズムの概要

Bezier 曲線で表現した基準形状が与えられているとして、学習データを対話的に生成するためのアルゴリズムの概要を示す。

Step 1 洗練化形状を制約するための基準形状の曲線上の制約点 $P_i (1 \leq i \leq n)$ を、対話的に与える。

Step 2 各制約点 P_i について、 P_i を中心とする円形領域内に、それぞれ移動制約点 $R_{i_j} (1 \leq j \leq m)$ を確率的に作成する。

Step 3 各制約点 P_i を、それぞれの移動制約点 R_{i_j} に移動するという制約条件のもとで、非均一相似性変換を用いて類似形状を作成する。

これにより、1 つの基準形状を基にして、 n 個の移動制約を用いて 1 つの類似形状を作成し、合計で m 個の類似形状を作成することが可能である。ここで、Step2 での円形領域の半径は、規定値であり、移動制約点 R_{i_j} は、この円形領域内に幾何学的に均一に確率的に作成する。このアルゴリズムを用いて、基準形状から類似形状を生成する例を、図 1 に示す。図 1(a) は、基準形状と Step1 での制約点 $P_i (1 \leq i \leq 3)$ である。図 1(b) は、Step2 での移動制約点 $R_{i_j} (j = 1)$ である。図 1(c) は、Step3 で生成した類似形状である。

3. ニューラルネットを用いた形状学習

3.1 ニューラルネットの形状

機械学習に用いるニューラルネット (ANN) の形状は、フィードフォワード型のニューラルネットとした。入力層への入力としては、Bezier 曲線で表現した形状データを 1 次元データに変換したものを用いる。また、出力層では、形状の各分類を出力に対応づけている。

3.2 形状データからのニューラルネット入力データへの変換

Bezier 曲線で表現した形状データを ANN の入力とするための変換手順について説明をする。

Step 1 曲線上の点を曲線の長さについて等間隔 d でサンプリングして、その座標値 $S_i (1 \leq i \leq n)$ を求める。ここで、 n はサンプル数であり、曲線の長さにより決まる。

Step 2 X 軸と Y 軸の間隔がそれぞれ d であるビット

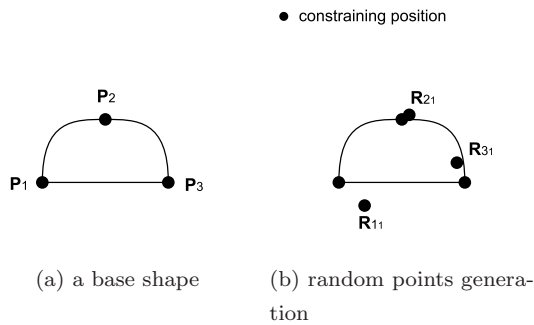


図 1 確率的な制約点を用いた類似形状生成アルゴリズム

Fig. 1 An algorithm for similar shape generation using randomly generated constraining points.

マップを用意して、その要素の値を 0 で初期化する。
Step 3 座標値 S_i を基にして、サンプル点をビットマップに写像する。このとき、サンプル点が写像されたビットマップの要素の値を 1 にする。
Step 4 ビットマップを、2 次元表現から 1 次元表現に変換する。
このようにして、形状データを 1 次元に変換したデータを、ANN による形状の学習と認識のための入力データとして用いる。なお、Step1 で、曲線長 l が d の整数倍でない場合には、その曲線の最後のサンプル点のサンプリング間隔は d 以下である。

4. 実装と結果の検討

4.1 実装

提案アルゴリズムを、Java 言語を使用して実装した。形状の表現には、平面上の 3 次の Bezier 曲線を使用した。その Bezier 曲線のグラフィックスデータとしての表現形式には、SVG を使用した。また、SVG を取り扱い可能なドロウイング・ツールを使用して、洗練化前後の曲線の変形形状を確認した。なお、以降の説明での図中の形状は、提案方式を実装したプログラムで最適化計算により作成したものを SVG 形式でファイル出力して、それを EPS 形式に変換したものである。

4.2 類似形状生成のための制約条件

提案アルゴリズムでの学習データの生成では、非均一相似性制約を用いて基準形状を類似形状に形状洗練化をする。この形状洗練化は、曲線の表現形式の変換、そして、表現形式を変換した曲線の形状洗練化のための最適化計算

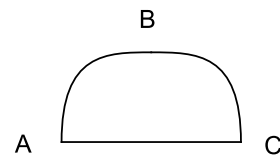


図 2 形状洗練化をする基準形状の例

Fig. 2 An Example of a base shape to be refined.

の 2 つの段階で構成される。各段階の詳細については、佐藤等 [8], [9] に説明がある。

ここでは、各段階の具体例として、図 2 の形状について、曲線の表現形式変換で用いる方程式と最適化計算で用いる制約条件を表 1, 2 に示す。この形状は、3 次の Bezier 曲線で表現した閉じた形状である。この例は、佐藤等 [8], [9] で説明がある例とは異なり、閉じた形状を形状洗練化するための方程式と制約条件の組み合わせである。曲線の表現形式変換では、曲線形状のセグメント、直線形状のセグメント、曲線形状のセグメントどうしの接続、そして、曲線形状のセグメントと直線形状のセグメントの接続について、それぞれ、曲線の通過位置そして非均一相似性、直線形状の曲線の通過位置と直線形状との類似性、 C^2 連続性、そして、 C^0 連続性を制約するための方程式を使用している。形状の最適化計算では、曲線形状のセグメント、直線形状のセグメント、曲線形状のセグメントどうしの接続、そして、曲線形状のセグメントと直線形状のセグメントの接続について、それぞれ、曲線の通過位置、直線形状の曲線の通過位置、 C^2 連続性、そして、 C^0 連続性を制約するための方程式を使用している。この表現形式を変換した曲線を最適化計算する場合の変数は、非均一相似性変数と直線形状からの差を表現する変数となる。

また、この形状は、4.3 節でのアルゴリズムの確認に用いた形状である。

4.3 曲線と直線で構成される形状学習データ生成の例

曲線と直線で構成される形状について、学習データを生成した例を図 3 に示す。図 3(a) が基準形状である。この基準形状から、図 3(b-u) の類似形状を生成している。図 3(b,c,d,e,f), 図 3(g,h,i,j,k), 図 3(l,m,n,o,p) そして図 3(q,r,s,t,u) は、それぞれ、形状を制約する位置を確率的に決定するための乱数を生成する円形領域の半径が 10,20,30 そして 40 の場合である。これらの洗練化前後の形状を比較すると、確率的に決定した曲線通過点を制約条件として、基準形状との類似性を維持したままで形状を洗練化可能なことがわかる。これらの生成した形状の大部分は、基準形状の形状特徴を維持しているため、基準形状を機械学習するための学習データとして適当である。しかし、図 3(m) については、基準形状の形状特徴を維持できていない。これは、相似形状との形状類似性を維持するための形状類似性変数を定義している位置が、1 つの曲線について 1 つで

表 1 図 2 の基準形状を用いた学習データ生成で用いた方程式 (曲線表現形式変換)

Table 1 The equations used in training set generation with the base shape in Fig. 2 (rerepresentation).

componemts	equations ($t =$ curve parameter)
the curve AB and BC	positional constraints ($t = 0$), similarity constraints ($t = 0.5$) (1st. and 2nd. derivatives)
the straight line CA	positional constraints ($t = 0$), 1st. and 2nd. derivatives minimization ($t = 0.5$)
the connection (between the two curves)	C^2 continuity
the connections (between the straight line and the curve)	point connention

表 2 図 2 の基準形状を用いた学習データ生成で用いた方程式 (最適化計算)

Table 2 The equations used in training set generation with the base shape in Fig. 2 (optimization).

componemts	equations ($t =$ curve parameter)
the curve AB and BC	positional constraints ($t = 0$)
the straight line CA	positional constraints ($t = 0$)
the connection (between the two curves)	C^2 continuity
the connections (between the straight line and the curve)	point connection

● constraining position

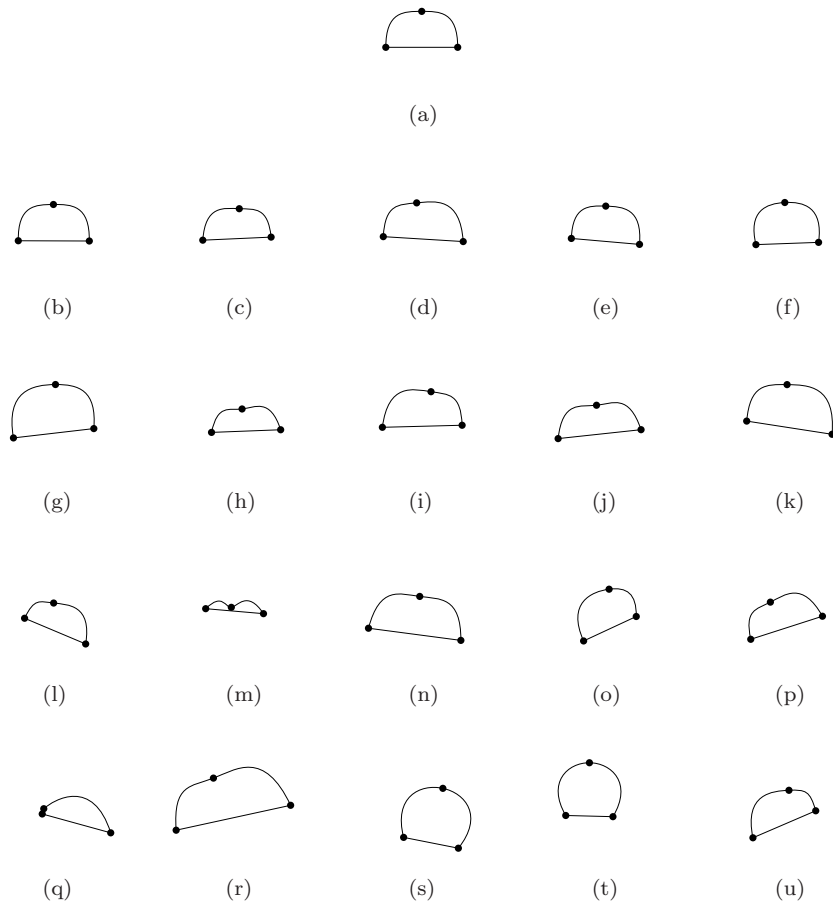


図 3 曲線と直線を含む形状学習データ生成の例

Fig. 3 Examples of generation of shape training sets constructed using curves and one straight line. (a) is a base shape. (b,c,d,e,f), (g,h,i,j,k), (l,m,n,o,p) and (q,r,s,t,u) are similar shapes generated with the radius of random point generation area equals 10, 20, 30 and 40 respectively.

あるためである。この解決策としては、1セグメントあたりの形状類似性変数を定義する位置を増加することが考えられる。その場合には、表現形式を変換した曲線を類似形状に形状洗練化する最適化計算での制約条件を追加することになる。曲線の自由度によっては、その制約条件を弱制約にする必要があり、その場合には最適化変数の個数が増加することになる。もうひとつの解決策としては、2階導関数と3階導関数により構成される形状類似性変数を用いることが考えられる。この場合には、類似形状を維持しながら直線形状に形状洗練化が可能であり、最適化変数の個数が変化しない。

また、図4は、図3の基準形状と生成した類似形状を1つの図として表示したものである。基準形状に類似した多様な形状を生成することが可能であることがわかる。そして、図5は、図3で用いた形状制約点を1つの図として表示したものである。基準形状を制約する位置の周囲に、円形領域の半径にあわせて、ほぼ均等に形状制約点を生成す

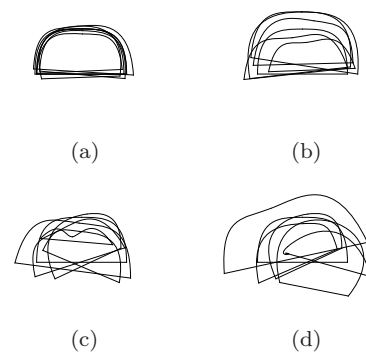


図 4 多様な生成形状の例

Fig. 4 Examples of a variety of generated shapes. (a),(b),(c) and (d) are shapes generated with constraining positions with the radius of random point generation area equals 10, 20, 30 and 40 respectively.

ることが可能であることがわかる。

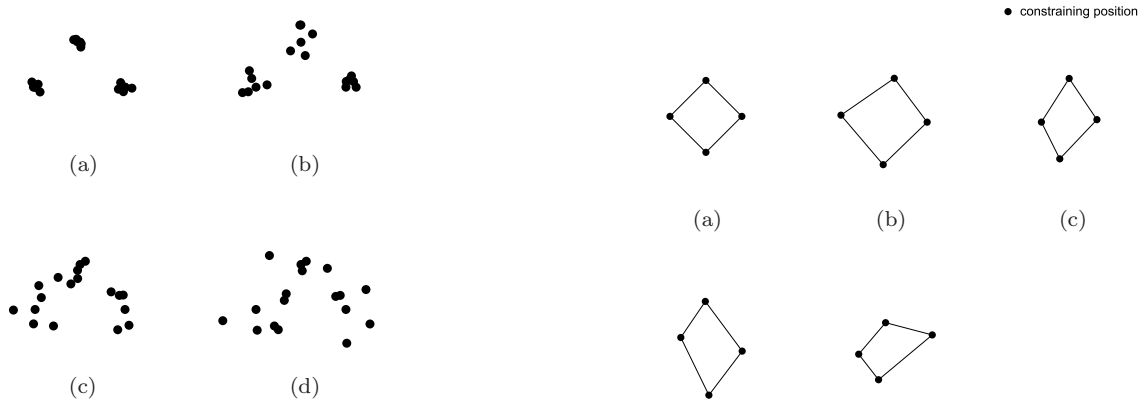


図 5 多様な形状制約位置の例

Fig. 5 Examples of a variety of constraining positions. (a),(b),(c) and (d) are shapes generated with constraining positions with the radius of random point generation area equals 10, 20, 30 and 40 respectively.

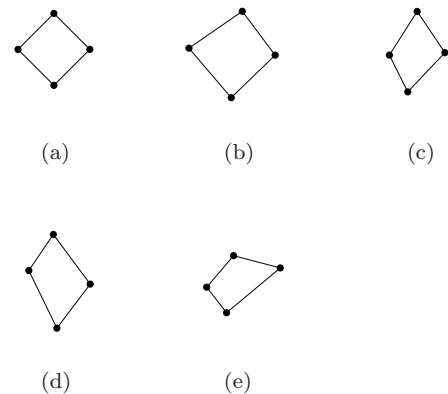


図 7 直線のみで構成される学習データ生成の例

Fig. 7 Examples of generation of shape training data constructed using only straight lines. (a) is a base shape. (b,c,d,e) are similar shapes generated with the radius of random point generation area equals 20.

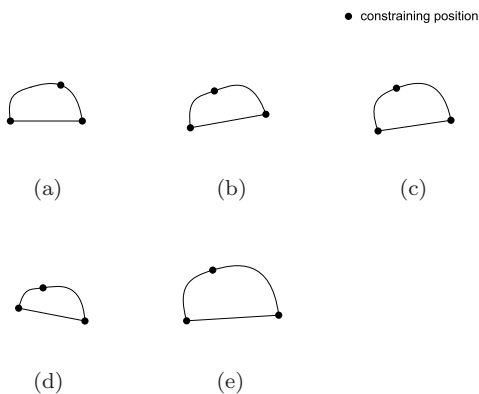


図 6 曲線セグメントの中間での位置制約の例

Fig. 6 Examples of positional constraints at intermediate positions of a curve segment. (a) is a base shape. (b,c,d,e) are similar shapes generated with the radius of random point generation area equals 20.

4.4 曲線セグメントの中間での位置制約の例

曲線セグメントの中間で曲線の通過位置を制約して、基準形状を基にして類似形状を生成する例を図 6 に示す。これらの形状洗練化の前後の形状を比較すると、曲線セグメントの中間で曲線の通過位置を制約した場合にも、曲線セグメントの接続点での曲線の通過位置を制約した場合と同様に、形状の類似性を維持したままで、制約条件にあわせて形状を洗練化可能なことがわかる。生成したこれらの形状は、基準形状の形状特徴を維持しているため、基準形状を機械学習するための学習データとして適当である。

4.5 直線のみで構成される学習データ生成の例

直線のみで構成される形状の類似形状を生成する例を図 7 に示す。この形状は 4 セグメントの 3 次の Bezier 曲線により構成されている。曲線の通過位置の制約条件を満たす範囲で、曲線の 1 階導関数と 2 階導関数のノルムを可能な範囲で最小化するように最適化計算をしている。

この例での位置制約に加えて、弱制約条件として位置制約を追加することが可能であるが、その場合に、より直線に近い曲線形状を得るためには、3 階導関数のノルムも最適化するように弱制約条件を追加する必要がある場合があり、その場合には最適化変数が増加することになる。

この例では、形状の通過位置の制約条件が少ない場合には、直線形状の特徴維持のための制約条件が 1 階導関数と 2 階導関数のノルムの最適化のみであっても、直線形状の特徴を十分維持できることがわかる。生成したこれらの形状は、基準形状の形状特徴を維持しているため、基準形状を機械学習するための学習データとして適当である。

4.6 曲線のみで構成される学習データ生成の例

曲線のみで構成される形状の類似形状を生成する例を、図 8 に示す。この形状は 3 セグメントの 3 次の Bezier 曲線で構成されている。形状の直線的な特徴を維持したままで、位置制約点にあわせて類似形状を生成することが可能になることがわかる。生成したこれらの形状は、基準形状の形状特徴を維持しているため、基準形状を機械学習するための学習データとして適当である。

5. おわりに

機械学習を用いて形状を認識するために、対話的に入力した少数の形状をもとにして学習データを生成するための手法を提案した。

提案手法の特徴は、非均一相似性制約 [8] を用いて、基準形状から類似形状を生成することである。またそれに加えて、1 つの形状が曲線部分と直線部分を含む場合には、それぞれの特徴を維持することが、形状全体の特徴を維持するためには重要であると考えて、そのために、既提案の

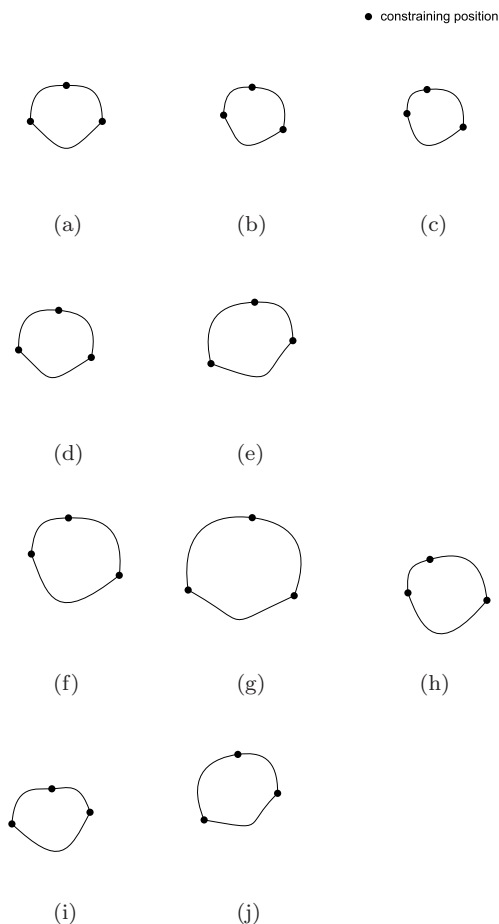


図 8 曲線のみで構成される学習データ生成の例

Fig. 8 Examples of generation of shape training data constructed using only curves. (a) is a base shape. (b,c,d,e) and (f,g,h,i,j) are the generated shimilar shapes with the radius of random point generation area equals 20 and 40 respectively.

曲線の形状類似性を維持するための手法とあわせて用いることが可能な、直線形状を可能な限り維持して形状を洗練化する制約条件を提案した。これにより、1組の連立方程式にを用いて、曲線そして直線のそれぞれの形状特徴を維持して、基準形状から類似形状を生成することが可能となった。これにより、曲線と直線の特徴を併せ持つ、少数の基準形状を基にして、学習データを生成することが可能になった。また、提案手法は、機械学習の学習空間モデリングのためのデータを生成する手法として有効であるばかりではなく、学習空間のテストデータを生成する手法としても用いることが可能である。

今後の課題には、学習データ生成の自動化のための研究を挙げることができる。

参考文献

[1] Bartels, R. and Forsey, D.: Constraint Based Curve Manipulation, *Tutorial Notes: Splines in Computer Graphics prepared for Eurographics '94*, pp. 31-36 (1994).
 [2] Bartels, R. H. and Beatty, J. C.: A Technique for the Direct Manipulation of Spline Curves, *Graphics Interface*

89, pp. 33-39 (1989).
 [3] Eitz, M., Hays, J. and Alexa, M.: How do humans sketch objects?, *ACM Trans. Graph.*, Vol. 31, No. 4, pp. 44:1-44:10 (2012).
 [4] 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 (1988).
 [5] Fu, L. and Kara, L. B.: Neural network-based symbol recognition using a few labeled samples, *Computers & Graphics*, Vol. 35, No. 5, pp. 955 - 966 (2011).
 [6] Kohonen, T.: An introduction to neural computing, *Neural Networks*, Vol. 1, No. 1, pp. 3 - 16 (1988).
 [7] 佐藤 信, 三輪譲二: 接続の類似性制約を用いた曲線洗練化法, 情報処理学会研究報告, Vol. 2009-CG-137, No. 7, pp. 1-6 (2009).
 [8] 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-グラフィクスとCAD, Vol. 2011-CG-142, No. 12, pp. 1-6 (2011).
 [9] 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-グラフィクスとCAD, Vol. 2012-CG-146, No. 34, pp. 1-6 (2012).
 [10] Nonnemaker, J. and Baird, H.: Using synthetic data safely in classification, *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, Vol. 7247 (2009). cited By (since 1996) 1.