

Constructive Solid Geometry と型付き遺伝的プログラミングによる 人工劣化画像の再構成

菊地英二 山際基 上原稔 村上真 米山正秀

東洋大学 工学部 情報工学科

超音波イメージングシステムは光学的性質に影響されずに撮像を行えるため、極限環境下において有効である。しかし、空気減衰などによって得られる物体形状が非常に劣化したものになってしまう。そのため、物体探索の応用においては、この劣化画像から人間が認識できる程度に修復する必要がある。過去にニューラルネットワークを後処理として使用し、原物体画像の再構成を試みた。しかしながら、この方式では原物体画像の学習が必要である。本研究では、学習を必要としない新たな手法として3次元CADなどで利用されるConstructive Solid Geometry (CSG)と遺伝子型の表現に木構造を用いた遺伝的プログラミングを組み合わせることを検討した。この手法の有効性を確認するために、人工的に作成した物体像を2次元 sinc フィルタにより劣化させ元の物体形状を再構成することを行った。

Reconstruction for artificial deterioration image using Constructive Solid Geometry and Strongly Typed Genetic Programming

Eiji Kikuchi, Motoi Yamagiwa, Minoru Uehara, Makoto Murakami, Masahide Yoneyama
Department of Information & Computer Science, Toyo University

The ultrasonic wave imaging system is effective in an extreme environment to image it without being influenced by an optical property. However, the provided image deteriorates for air decrement very much. In the application of the object search, it is necessary to restore the object image from a deterioration image so that a person can recognize it. We used a neural network for a past as the post processor and tried the reconstitution of the original object image. However, this method must learn the original object image. In this work, we examined to reconstruct the degraded image using Constructive Solid Geometry and genetic programming as the new technique that don't need learning. To confirm the effectiveness of this technique, we reconstruct the object image from the image deteriorated with a 2-dimensional sinc filter by an object image.

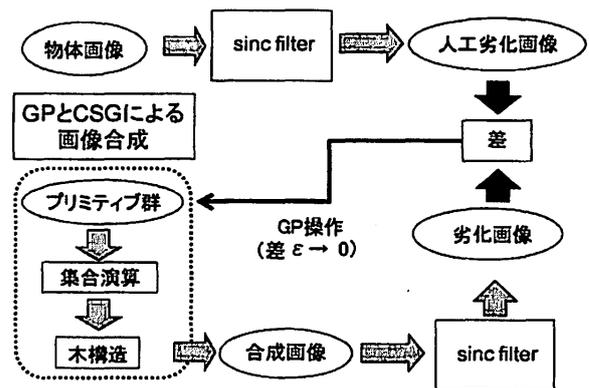
1. はじめに

超音波イメージングシステムは光学的性質に影響されずに撮像を行えるため、極限環境下において有効である。だがその反面、超音波の波長が長いという特徴や空気による減衰から、得られる物体形状が非常に劣化したものになってしまう。そのため、物体探索の応用においては、この劣化画像から人間が認識できる程度に修復する必要がある。

本研究では、人工的に作成した物体像を2次元 sinc フィルタにより劣化させ元の物体形状を再構成することを目的としている。そのために用いる画像の合成法として、Constructive Solid Geometry (CSG)と、遺伝的プログラミング (GP) を組み合わせて用いている。その概念を図1に示す。図1における木構造であるが、画像を合成するための論理演算子が「節」、プリミティブの情報が「葉」となる。本研究では木構造を2分木と限定した。

2. 関連研究

筆者の一部は過去に超音波イメージングによる3次元物体の認識や物体画像の再構成を行ってきた。認



識や再構成を行うにあたって、階層型や相互結合型
図1 画像再構成の概念

などの様々なニューラルネットワークを後処理として用いてきた[1]~[7]。しかし、ニューラルネットワークは予め超音波イメージングによる撮影画像や物体画像を必要とする。さらに、学習をした物体画像のうちの1つを再構成結果とするため、未学習の物体には対応不可能である。また学習する物体の種類数が増えるにつれて、再構成性能が低下してしまう。よって、学習を必要としない新たな画像再構成手法

が必要である。

K.Hamza と K.Saitou は GP に CSG 表現を組みこんだ手法によるソリッドモデルにおける物体表現の最適化を考案した[8]。この手法は、物体表現の最適化を行うにあたって、学習を必要としない手法であるが、劣化していない明瞭な物体画像を対象にしている。また、プリミティブの大きさや回転を考慮していない。GP のノードに大きさや回転を表現するノードを単純に追加しただけでは遺伝操作において意味破壊を起こすことが多くなることが考えられる。よって、本研究では、GP を拡張した手法を採用し、劣化画像の再構成を試みた。

3. Constructive Solid Geometry

Constructive Solid Geometry (CSG) はソリッドモデルにおいて用いられる 3 次元物体の表現方法である[9]。3 次元物体の表現にはワイヤフレームモデルとサーフェスモデル、そしてソリッドモデルの 3 つのモデリング手法が存在するが、ワイヤフレームモデルは頂点と稜線のみで 3 次元物体を表現するモデリングである。サーフェスモデルはワイヤフレームモデルに面を追加したモデリングである。これら 2 つのモデリングは頂点や稜線、面といった物体表面の情報しか持たない。それに対してソリッドモデルは中身のつまったモデリング手法である。CSG はプリミティブと呼ばれる基本立体を用いて複数の基本立体の論理演算（論理和、論理積、否定）を行うことにより、3 次元物体を構成している。CSG では図 2 のように物体像の合成（集合演算）を木構造によって表すことができる。CSG の表現のメリットとして、一度設計した形状を容易に変更できるという点がある。ここで、ソリッドモデルの表現方法として最も一般的な CSG と境界表現の優劣を比較する。

データ構造やデータ量においては CSG の方が少ない。また、形状の正当性については CSG では正当な形状のみの表現に対し、境界表現では正当でない形状も表現できてしまう。データの変換に関しては CSG から境界表現への変換は可能であるが、境界表現から CSG への変換は困難である。変形のやり直しは CSG は単純であるが境界表現ではデータの持ち方によって左右されてしまう。しかし、局所的な変形では CSG が困難なのに対して、境界表現では容易となっている。本研究で使用したプリミティブは図 3 に示す 10 種類である。

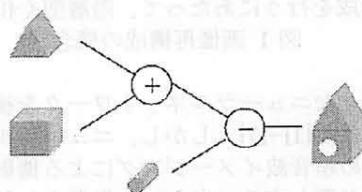


図 2 CSG の概念

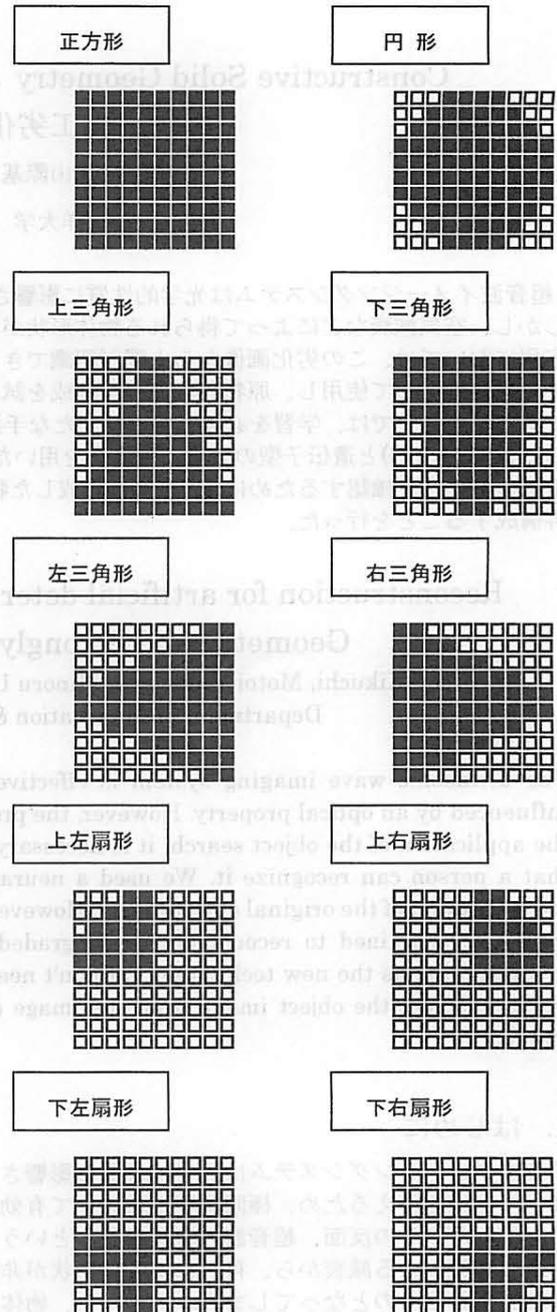


図 3 プリミティブの画像

4. 型付き遺伝的プログラミング

3.1 遺伝的プログラミングの基本的特徴

遺伝的プログラミングは諸説はあるが 1990 年に J.Koza によって、遺伝的アルゴリズム(GA)の拡張として考案された説が一般的である[10]。GP は GA の遺伝子型を配列から「木」と呼ばれる構造表現を扱えるようにしたものである。木構造は、構文解析の導出や複雑な数式を表現することが可能である。また、GA には不可能な問題の表現形式に基づいた探索の実現や部分構造の把握といったことも可能である。GA での次世代への子孫を作り出す過程である突然

変異、交叉、淘汰(選択)といった遺伝的操作は当然 GP にも存在する。

3.2 型付き遺伝的プログラミング

型付き遺伝的プログラミング(Strongly Typed GP:STGP)は Montana によって提案され[11]、木を構成する各ノードにデータ型を導入したものである。データ型を導入し、生成される木に制約を設けることで GP の探索効率が向上させることができる。制約にそぐわない木を生成しないように初期の木生成や遺伝的操作の適用を制限することから木構造の構造保存が可能となる。

STGP で生成される木は次の 2 点の制限を満たすものになる。

1. 木の根にあたるノードが返すデータ型は指定されたデータ型とする。
2. 根以外のノードのデータ型はその親が引数として要求するデータ型である。

ここで単純な例として、地球上のある一点に物体を置くための表現を行うために使用する緯度および経度を STGP により表現してみる。表 1 および表 2 のようなノードを定義する。なお、根の引数は earth とする。このような定義を行った場合、まず木の根と成りうるノードは"position"だけであることは明らかである。また、"position"の子として、緯度および経度のノードが 1 つずつ選択される。続いて、緯度のノードの子には 0~90 の度数が、経度のノードの子には 0~180 の度数が選択される。図 4 に STGP で生成可能な木の例を示す。また、図 5 は生成できない木の例である。図 5 において表現される木はすべて意味破壊を起こし、地球上のある一点を指し示すことができていることがわかる。このノードの

ノード名	引数の型	返す型	ノードの意味
position	latitude longitude	earth	地球上の位置
NL	float1	latitude	北緯
SL	float1	latitude	南緯
EL	float2	longitude	東経
WL	float2	longitude	西経

表 1 STGP における非終端ノード定義の例

ノード名	返す型	ノードの意味
value1	float1	0~90 までの数
value2	float2	0~180 までの数

表 2 STGP における終端ノード定義の例

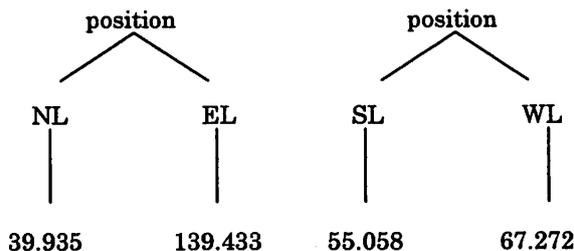


図 4 生成可能な木の例

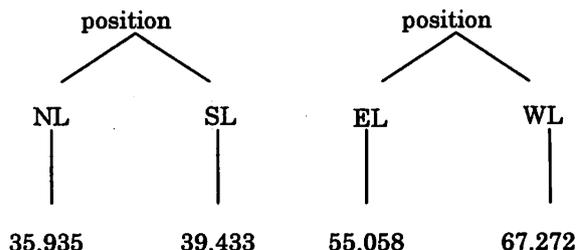


図 5 生成不可能な木の例

データ型定義の例は簡単ではあるが、北緯(NL)と南緯(SL)が重なるような意味破壊を起こすような演算を行わないようになり、また緯度もしくは経度のみが式となるようなことも防ぐ。ノードのデータ型をより多く定義するような複雑な演算である場合、GP の探索効率はより向上することになる。

5. CSG と STGP の組み合わせ

CSG による物体の表現が木構造によって表すことができることから、CSG の表現の各要素(論理演算子、プリミティブ、プリミティブの位置)を STGP の終端ノード、非終端ノードに組み込むことで物体を自在に構成させる新たな提案をする。

CSG の物体表現が STGP 実行時の初期の木生成や遺伝的操作によって破壊されることの無いよう表 3 のように非終端ノードの定義をし、表 4 のように終端ノードの定義を行った。

表 3 において"Union", "Difference", "Intersection"は CSG にて使用されるプリミティブの論理演算を表す。論理演算子の他に、プリミティブテンポラリノード("P-temp")と座標テンポラリノード("C-temp")を定義した。プリミティブテンポラリノードは CSG 表現

ノード名	引数の型	返す型	ノードの意味
Union	Operation Operation	Operation	論理演算 (論理和)
Difference	Operation Operation	Operation	論理演算 (論理否定)
Intersection	Operation Operation	Operation	論理演算 (論理積)
P-temp	P-name Coordinate-temp	Operation	プリミティブ テンポラリノード
C-temp	Coordinate Coordinate	Coordinate-temp	座標テンポラリノード

表 3 非終端ノードの定義

ノード名	引数の型	返す型	ノード名	引数の型	返す型
Square	P-name	プリミティブ (四角形)	Up-Lt-sector	P-name	プリミティブ (上左扇型)
Circle	P-name	プリミティブ (円形)	Up-Rt-sector	P-name	プリミティブ (上右扇型)
Up-triangle	P-name	プリミティブ (上向き三角形)	Dw-Lt-sector	P-name	プリミティブ (下左扇型)
Down-triangle	P-name	プリミティブ (下向き三角形)	Dw-Rt-sector	P-name	プリミティブ (下右扇型)
Left-triangle	P-name	プリミティブ (左向き三角形)	C-info	Coordinate	座標情報 (x,y:ランダム整数値 (1~32))
Right-triangle	P-name	プリミティブ (右向き三角形)			

表 4 終端ノードの定義

に直接的な影響はないが、プリミティブの種類を変化させずに座標情報のみ遺伝的操作させることとその逆の座標情報を変化させずにプリミティブの種類のみを遺伝的操作させることを可能にしている。座標テンポラリノードはプリミティブの x 座標および y 座標を同時に遺伝的操作させることを可能にする。表 4 において、“Square”, “Circle”, “Up-triangle”, “Down-triangle”, “Left-triangle”, “Right-triangle”, “Up-Lt-sector”, “Up-Rt-sector”, “Dw-Lt-sector”, “Dw-Rt-sector” は使用するプリミティブの種類を表す。“C-info” は 1 から 32 の整数値があてはめられ、初期の木生成時には 1 から 32 のランダムの整数が入る。これらの定義を元に生成される木構造の例を図 6 に示す。

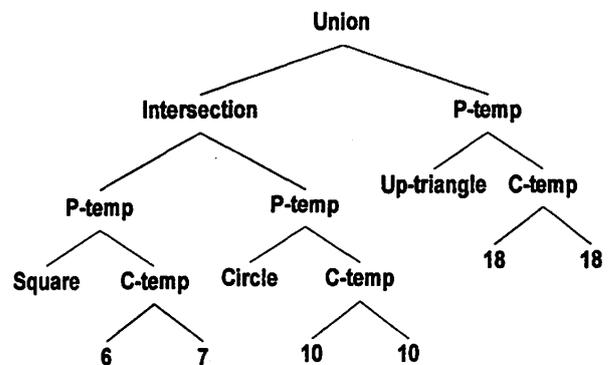


図 6 生成される木構造の例

6. 検証実験

5.1 STGP の適応度計算

本研究で用いた GP 内における適応度は式(1)のように定義した。この式では、人工画像と合成画像をすべての画素において比較した誤差値の和を用いている。

$$F = 1 - \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |f(m,n) * h(m,n) - o(m,n) * h(m,n)|}{MN} \quad (1)$$

ここで、

- M : 最大画素数 (X 座標)
- N : 最大画素数 (Y 座標)
- m : X 座標
- n : Y 座標
- $f(m,n)$: 物体画像
- $o(m,n)$: 合成画像
- $h(m,n)$: 劣化関数

である。

適応度計算においては、予め用意したフィルタとなる 2 次元関数と、読み込んだ各個体の画像にコンボリューション演算を行う。それにより得られた合成劣化画像と目標物体画像とフィルタとなる関数をコンボリューション演算した人工劣化画像とを式(1)により計算する。

5.2 実験結果

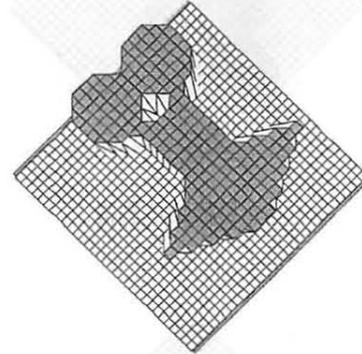
人工劣化画像の再構成を行うにあたって、STGP のパラメータを表 5 のように設定した。

名称	値
個体数	4096
交差率	95%
突然変異率	5%
最大世代数	2000
生成される木の深さ (使用可能プリミティブ数の最大値)	10 (128)

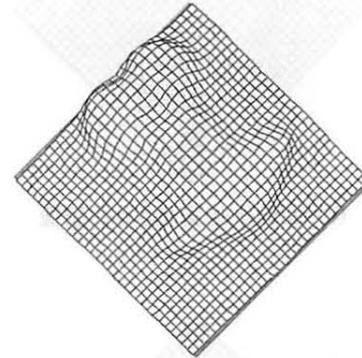
表 5 STGP の各パラメータ

図 7 および図 8 に目標となる物体画像、人工劣化画像および STGP によって再構成された画像例をあげる。図 7 および図 8 では、正しく再構成された例であるが、小さな物体や線のような物体は正しく再構成されなかった。また、複雑な形状の画像を再構成させた場合、必要以上にプリミティブを使用して画像を構成させて目標画像に近づけていく現象が見ら

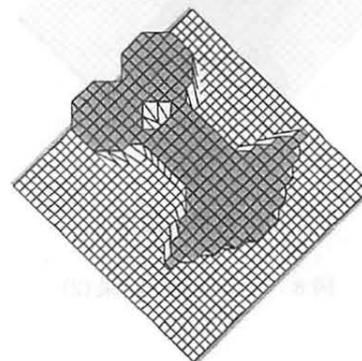
れたので、使用可能なプリミティブ数(木の深さ)を適切に設定する必要がある。なお、図中では物体の凹凸の判断がしやすいように凸部分は灰色に着色している。



(a) 目標物体画像

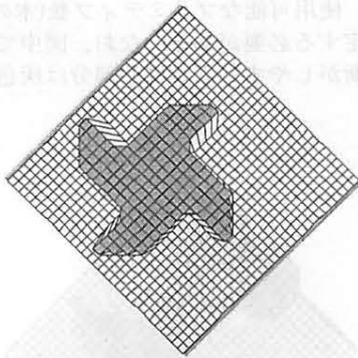


(b) 画像(a)を劣化させた画像

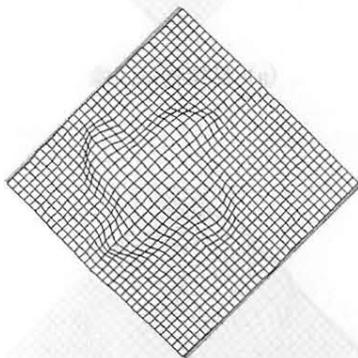


(c) 再構成画像

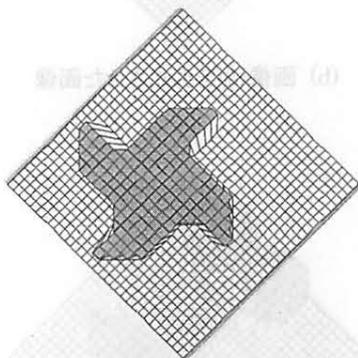
図 7 画像再構成結果(1)



(a) 目標物体画像



(b) 画像(a)を劣化させた画像



(c) 再構成画像

図8 画像再構成結果(2)

7. まとめ

本研究では、CSG によるプリミティブの組合せと GP による適応度の計算により、人工劣化画像の再構成を行った。結果として、ほぼ正確には再構成できたが、細かい部分で再構成できていない部分もあった。特に、教師画像自体の物体の部分の部分が細い物体などは、フィルタリングによる劣化過程の時点で情報を失ってしまい正確に再構成できていないと考えられる。

今後は、GP に関しては、小さな物体から選択し、プリミティブを使用していくよう改善が求められる。また、現状では高さが一定でプリミティブの拡大(縮小)倍率や回転度も一意の場合でしか再構成できないので、複雑な物体の表現には高さ方向、大きさ、回転度の表現を GP オペレータに組み込んで、CSG 表現ができるようにする必要がある。

参考文献

- [1] S.Watanabe, and M.Yoneyama, "Ultrasonic Robot Eyes Using Neural Networks", IEEE Trans.on UFFC, vol37, no.3, pp141-147, 1990
- [2] S.Watanabe, and M.Yoneyama, "An ultrasonic visual sensor for three-dimensional object recognition using neural networks," IEEE Trans. On Robotics and Automation, vol.8, no.4, pp.40-49, 1992.
- [3] C.Guilhou, H.Sawai, M.Yoneyama, K.Watabe and K.Mizuno, "Reconstructing Millimeter-Wave Image Using Neural Networks With Associative Memory," Proceedings of 1995 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications, Vol.1, pp.563-566, Dec 1995.
- [4] S.Watanabe, and M.Yoneyama, "A nonlinear ultrasonic imaging method based on the modified information criterion," Acoustical Imaging, vol.22, pp549-554, 1996
- [5] M.Yamagiwa and M.Yoneyama, "Restoration for Ultrasonic 3-dimensional Image using Boltzmann Machines," Proc. Int. Symp. Image and Analysis, pp946-951, 2003.
- [6] M.Yamagiwa and M.Yoneyama, "Reconstruction of the ultrasonic image by the combination of genetic programming and constructive solid geometry", 29th Int. Symp..Acoustical Imaging, 2007
- [7] M.Yamagiwa F.Sugimoto and M.Yoneyama, "Reconstruction of the ultrasonic image by the combination of genetic programming and constructive solid geometry", Acoustical Imaging Vol.29, 2008
- [8] K.Hamza and K.Saitou, "Optimization of Constructive Solid Geometry Via a Tree-Based Multi-objective Genetic Algorithm," GECCO 2004, LNCS 3103, pp.981-992, 2004
- [9] D.L.Vossler, "Sweep-to-CSG Conversion Using Pattern Recognition Techniques," IEEE, CG&A, pp.61-68, 1985.
- [10] J.Koza, "Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection," MIT Press, 1992.
- [11] D.J.Montana, "Strongly Typed Genetic Programming," in Evolutionary Computation, vol.3, no.2, pp.199-230, 1995.