

遺伝的アルゴリズムによる 3D モデル生成における VGG19 を用いた適応度評価

渡邊海斗^{†1} 千川尚人^{†1} 中山弘敬^{†2} 白木厚司^{†3} 伊藤智義^{†3}

国立高等専門学校機構 小山工業高等専門学校^{†1} 国立天文台^{†2} 千葉大学^{†3}

1. はじめに

近年、3DCG 関連の産業は急成長している。特に、ゲーム・アニメ・XR などのエンターテインメント業界では、3DCG が盛んに活用されている。しかし、制作には専門知識や長期的な経験に基づく技術を必要とするため、クリエイター不足が課題となっている。この課題に対し、3D オブジェクトを自動生成する様々な手法[1]が提案されているが、その多くが小型オブジェクトに対する研究であり、大規模で緻密さが求められる 3D 背景のモデリングは困難である。そこで本研究では、イメージした風景描写を 3D モデルとして自動生成するシステムを提案する。

2. 先行研究

雲の形状、海岸線、山岳の起伏などフラクタル形状は自然界に多く存在しており、自然形状は 3D フラクタルにより再現可能である。三村らによる研究[2]では、イメージした風景を 3D フラクタルモデルとして自動生成する手法を提案している。3D フラクタルの生成には Beanstalk[3]の機能を使用しており、各種パラメータに応じた 3D フラクタルを生成できる。このパラメータを実数値遺伝的アルゴリズム (RCGA) により最適化することでイメージの再現を試みている。イメージとして写真やイラストなどの目標画像を入力し、生成されたフラクタル画像との類似度を RCGA の適応度評価としている。この処理を繰り返すことで、類似した 3D モデルを出力できる。このシステムの概要を図 1 に示す。

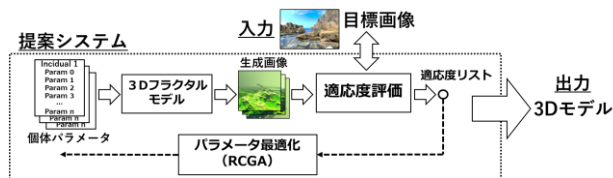


図 1 システム概要

Fitness Evaluation Using VGG19 Based on 3D Model Generation System by Genetic Algorithm

^{†1} Kaito Watanabe, Naoto Hoshikawa

^{†2} Hirotaka Nakayama

^{†3} Atsushi Shiraki, Tomoyoshi Ito

^{†1} National Institute of Technology, Oyama College

^{†2} National Astronomical Observatory of Japan,

^{†3} Chiba University

3. 提案手法

先行研究では、適応度評価に AKAZE による特長量抽出を使用していた。しかし、AKAZE では局所的な特徴量しか抽出できず、画像全体の類似性を評価できないため、任意の目標画像を入力して類似した 3D オブジェクトを生成することができなかった。そのため、全体の特徴を捉えることができ、定性的に見て人間の感覚に近い手法により類似性を評価し、それを数値化する必要がある。また、最適化対象はカメラ座標 (x, y, z) のみだった為、フラクタル生成に関するパラメータの最適化動作は未確認であった。そこで、適応度評価と RCGA の改善、及びフラクタル生成に関するパラメータの最適化を行う。

3.1. RCGA

世代交叉モデル (Just Generation Gap) と多親交叉 (Real Coded Ensemble Crossover) を使用する。生存選択にはルーレット選択及びエリート保存戦略を、世代交代時には突然変異を行う。

3.2. 適応度評価

特長量抽出に学習済みニューラルネットワーク (VGG19) [4] に基づく画像分類を組み込むことで、人間の感性に近い類似度計算を可能とする。なお、適応度は類似しているほど最小値 0 に近づく。図 2 に VGG19 を用いた計算例を示す。



(b) The Oxford-IIIT Pet Dataset [5]

図 2 VGG19 による計算例

ここでは、Beanstalk で生成したフラクタル画像とペットのデータセット [5] に対して類似度を計算した。左端の目標画像に対して、左から類似度順に画像が並んでいる。図 2 より、フラクタル画像及び人間的な判断が必要となるペット画像に対して、定性的な人間の感覚として、画像

が類似しているほど数値が減少する様に適応度が計算されている。そのため、RCGAの適応度評価として有効な手法だと考えられる。

4. 実験

4.1. 実験方法

VGG19による適応度評価を用いてRCGAによる最適化動作を調べる。最適化対象はフラクタル生成に関する6パラメータとする。先行研究と比較するため、目標画像には事前に作成した最終的に完全一致するフラクタル画像を使用する。複数回試行を行い、その平均値を測定結果とする。RCGAの設定値は表1の通りである。

表1 RCGAの設定値

最大世代数	最適化対象	母集団	親個体数	子個体数
350	6	120	8	60
突然変異率	エリート数	最小値	最大値	試行回数
2%	5	-4.3	4.3	10

4.2. 実験結果

各世代における適応度変化を図3に示す。グラフの横軸を世代、縦軸を適応度とする。averageグラフは母集団全体の類似度平均、bestグラフは最優秀個体の類似度を示している。両方のグラフで、世代を重ねるごとに解の収束が見られ、250世代を境に最適化の進みが鈍化した。最終世代の生成画像とその適応度を図4に示す。適応度が0.35以下の生成画像はフラクタルの構造的に、目標画像と類似していると言える。

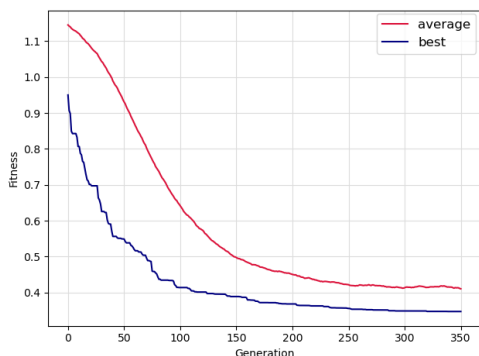


図3 適応度変化

目標画像	試行1 0.3262	試行2 0.2736	試行3 0.2820	試行4 0.3389	試行5 0.3557
	試行6 0.4004	試行7 0.3981	試行8 0.3465	試行9 0.4020	試行10 0.3506

図4 最終世代の生成画像

5. 考察

VGG19による適応度評価を用いたRCGAによって、最適化が行われた。また、最終世代において、定性的に見て目標と非常に類似した画像が多数生成されており、先行研究と比べて顕著に性能が改善されたと言える。適応度が0.35を超える画像のほとんどは、目標画像と乖離した形状をしており、局所最適解であると推測される。この主な原因として、母集団が小さく、ルーレット選択や突然変異が不十分なため、初期収束によって母集団全体に偏りが生じたためだと考えられる。最適化対象を増加させると、この影響はさらに拡大すると思われる。そのため、世代交代モデルや設定値の改善が必要である。

6. まとめ

VGG19に基づく画像分類を組み込むことで、人間の感性に近い適応度評価を実現し、フラクタル生成に関するパラメータの最適化を行った。測定結果より、先行研究に比べて最適化性能が大幅に向上したことが分かった。VGG19による適応度評価を実装したことで、イラストや写真などの完全一致しない目標画像に対する最適化が可能となり、より実用的なシステムに近づいた。今後は、探索対象の増加や完全一致しない目標画像に対する最適化動作を検証して行く。

謝辞

本研究は矢崎財団(Yazaki Memorial Foundation for Science and Technology)の支援を受けた。

参考文献

- [1] Taesung Park, Ming-Yu Liu, Ting-Chun Wang, Jun-Yan Zhu, “Semantic Image Synthesis with Spatially-Adaptive Normalization”, CVPR 2019, pp. 2337-2346, (2019).
- [2] 三村泰世, 干川尚人, 西辻崇, 白木厚司, 伊藤智義, “フラクタルと進化的計算を用いた風景データの自動生成”, 情報処理学会 全国大会 (2020).
- [3] SIZIMA Soft, “Beanstalk”, <https://sizima.com/beanstalk/jp/>.
- [4] Karen Simonyan, Andrew Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition”, ICLR(2015).
- [5] Omkar M Parkhi, Andrea Vedaldi, Andrew Zisserman, C.V. Jawaha, “The Oxford-IIIT Pet Dataset”, <https://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/data/pet/s/>.