デジタルコンテンツ生成のためのクラウドソーシングによるパラメタ最適化

小山 裕己　　坂本 大介　　五十嵐 健夫*

概要. 写真補正，スライドの作成，CG 技術による画像生成など，多くのデジタルコンテンツ制作の過程には，パラメタ最適化，すなわち最適なパラメタセットを探索するという作業が含まれている．この作業は，人間の美的感覚に基づいて実行されるため，機械のみによって自動化することが困難である．本研究では，クラウドソーシング技術によるヒューマンコンピュテーションを用いることで，このようなパラメタ最適化を自動化する手法を提案する．我々の手法は，最適化のために必要なタスクを，2 つのパラメタセット間の相対的なランク付けという単純なマイクロタスクに分割するという点が特徴的である．

1 はじめに

CG 技術を用いて画像や映像を制作する際，制作者は各種パラメタの微調整に多くの時間を取られることが問題となっており，多くの研究者がこの問題に取り組んでいる．また CG 技術に限らず，一般のデジタルコンテンツ生成においてもこのようなパラメタ最適化の作業が多く見られ，専門家，一般ユーザ問わずこのような作業には多大な時間をとられてしまう．こうしたパラメタ最適化は機械による自動化が困難であることが多い．その理由は，パラメタセットの良し悪しの評価が人間の美的感覚に基づいていることが多いためであると考えられる．

そこで本研究では，特に近年注目されているマイクロタスク型のクラウドソーシングを用いたヒューマンコンピュテーションをシステムの内部で活用することにより，従来は困難であった美的感覚に基づくパラメタ最適化の自動化を行う手法を提案する．

2 関連研究

ヒューマンコンピュテーションとは，人間を明確に計算資源と見做して問題解決の手段として用いることである．またクラウドソーシングとは，不特定多数の人からなる群衆 (crowd) に対し，主にインターネットを通して業務を外部委託 (outsourcing) することである．近年，Amazon Mechanical Turk[1]などのサービスの登場により，例えば数秒から数分程度で終えることができるような非常に小さなタスク，すなわちマイクロタスクを，数百や数千という大量のワーカに安価に行ってもらうなどといった，大規模かつ流動的な雇用が可能となっている．

このようなマイクロタスク型クラウドソーシングを用いてヒューマンコンピュテーションを実現するという研究が近年多く提案されている [3]．これらの研究の多くは，コンピュータビジョン，自然言語処理，データベースにおけるタグ付け処理，機械学習における教師データの生成などにクラウドソーシングを活用するという，主にコンテンツの理解のための研究に分類される．本研究の目的はコンテンツの理解ではなく生成であり，これらの研究とは目的が異なる．

3 提案手法

3.1 想定するパラメタの種類

本研究で対象とするパラメタとは，写真補正における明るさやコントラスト，CG におけるマテリアルの設定，カメラの姿勢，要素の配置，手続き的モデリングのパラメタなど、コンテンツ生成のためにユーザが指定する連続的な値の集合である．特に数百次元や数千次元といった，パラメタ空間の次元が高い場合も想定する．

3.2 マイクロタスク

クラウドソーシングでは不特定多数の人間にタスクを委託するため，タスクそのものは特別なスキルを必要としないできるだけ単純なタスク，すなわちマイクロタスクとすると効果的である [2]．そこで本研究でもマイクロタスクを採用する．

まず，対象とするパラメタ空間からランダムに 2 点選出し，それぞれのパラメタセットに対応する画像を生成しておく．それぞれのマイクロタスクでは，これら 2 枚の画像を同時に見せ，相対的にどちらの方が「好み」の度合いが大きいかを点数付けしてもらう．Gingold ら [2] や Chaudhuri ら [1] の手法と同様に，度合いの相対値を点数付けしてもらうことによって，1 枚の画像に対して度合いの絶対値を点数付けしてもらう場合よりも，より妥当な結果が得られることが期待される．

Copyright is held by the author(s).

* Yuki Koyama, Daisuke Sakamoto, and Takeo Igarashi, 東京大学

[1] http://www.mturk.com/

3.3 パラメタ空間の解析

上述のマイクロタスクによって得られるデータは，パラメタ空間における 2 点における相対的な「好み」の度合いの差の集合である．このようなデータから，パラメタ空間全体の「好み」の分布を推定するために，本手法では適切なエネルギーを定義し，エネルギーの最小化問題として定式化するというアプローチをとる．エネルギーの定義は，連続的なパラメタ空間を扱うという仮定から近傍のパラメタセットの「好み」の度合いをスムージングする項，及び「好み」の度合いの相対的な差を保つような制約を表す項の 2 つを足し合わせたものとする．

4 実験

本研究のアプローチの妥当性を確認するため，写真補正を例に簡単な実験を行った．今回の実験では，明るさ，コントラスト，彩度の 3 つのパラメタからなるパラメタ空間を対象とした．

クラウドソーシングのプラットフォームとしては，CrowdFlower[2]で利用可能な全てのサービス，地域を対象とした．また，クラウドソーシングにおける回答の品質管理については，本実験では duplication と呼ばれる手法 [2] を使用した．

条件： 今回の実験ではパラメタ空間中から 2000 点をランダムにサンプリングし，その中からランダムに 2 点ずつペアにして，合計で 1000 ペアについての比較結果を集めた．図 1 に比較，及び評価を行うために実際に使われた画面の例を示す．

結果： 図 2 (a) に示す写真を入力として実験を行った結果として推定された最適なパラメタセットを元に，図 2 (b) に示す写真が得られた．本実験では合計で 4.00 USD の報酬がクラウドワーカに支払われた．

5 考察

我々は実験結果としてある程度期待通りのものが得られたと考えているが，コンテンツ生成には厳密な正解があるわけではないため，本手法の妥当性の評価方法は本研究の大きな課題であると考えている．また本手法の有用性の評価としては，機械による自動最適化との比較，及び同額の報酬という条件下でクラウドによって生成された結果と専門家によって生成された結果との比較という 2 つの方法を考えている．

手法の改善課題としては，パラメタ空間において最適解が存在すると思われる領域を重点的にサンプリングすることによって，より少ない比較回数で，結果としてより安価に同等の結果を得ることができると考えている．そのために，前のクラウドワーカの回答結果を元に，次のクラウドワーカのタスクを動的に生成するような手法を考案していく予定である．

[2] http://crowdflower.com/

図 1. 実際のタスクの様子．

図 2. (a) 元の写真．(b) 実験で得られた最適なパラメタセットに基づいて生成された写真．

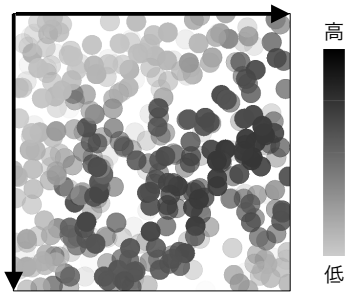

図 3. 推定した「好み」の度合いを可視化した様子．横軸は明るさ，縦軸はコントラストを表している．ここでは二次元画像として可視化するため，彩度に関して適切な断面を選び，その付近を表示している．

参考文献

[1] S. Chaudhuri, E. Kalogerakis, S. Giguere, and T. Funkhouser. Attribit: content creation with semantic attributes. In *Proc. of UIST '13*, pp. 193–202, 2013.

[2] Y. Gingold, A. Shamir, and D. Cohen-Or. Micro perceptual human computation for visual tasks. *ACM Trans. Graph.*, 31(5):119:1–119:12, 2012.

[3] A. J. Quinn and B. B. Bederson. Human computation: a survey and taxonomy of a growing field. In *Proc. of CHI '11*, pp. 1403–1412, 2011.