

ユーザによる候補画像の選択に基づく 画像処理システムのパラメータ探索方式

木村 宗裕^{†1} 大城 英裕^{†1} 植田 清一^{†2}
藤木 穰^{†2} 末田 直道^{†1}

候補画像の選択を繰り返すことにより目的とする画像処理パラメータの探索を行う、直感的な対話型の画像処理システムを提案する。提案システムは、ユーザとの対話を繰り返し画像処理パラメータの最適化問題を解くことで、ユーザの望む画像処理結果の生成を行う。ユーザは、画像処理に関する知識や経験がなくても、システムにより提示される候補画像の選択を繰り返すだけで目的の画像処理結果を得ることが可能となる。画像処理パラメータの探索は、ユーザの選択した候補画像ならびに過去に提示した候補画像のパラメータ空間中の距離情報を用いて、パラメータ空間のボロノイ分割を擬似的に行い、探索空間を限定することで、ユーザの評価揺れにロバストにかつ高速に処理が行われる。また、システムはユーザが望むと思われる候補を優先的に生成、提示することで効率的な探索を行う。シミュレーション実験では、実際のユーザを模した仮想ユーザを用いて、27人のユーザがそれぞれ100回システムを試行した結果に相当するデータを擬似的に確保し、システムの有効性の評価、検証を行った。

An Parameter Search Method in Image Processing System Based on Candidate Image Selection by User

TOKIHIRO KIMURA,^{†1} HIDEHIRO OHKI,^{†1} KIYOKAZU UEDA,^{†2}
YUTAKA FUJIKI^{†2} and NAOMICHI SUEDA^{†1}

We propose an intuitive interactive image processing system. The system optimizes image processing parameters by interaction with user. The user can obtain desired image processing result by selecting a candidate image. In this paper, a pseudo Voronoi division using distance information is applied to determine the parameters of new candidate images. The search space of the system are computed based on pseudo Voronoi space. In addition, the system generates user's desired candidate images to speed up of search. We evaluated our proposal system by simulation experiment using a lot of virtual users that were based on statistical values calculated by actual user behaviors.

1. ま え が き

近年、デジタルカメラが広く一般に普及したことにより、パソコン上でデジタル画像を扱うユーザが増加している。それにともない、撮影した画像の画質改善を行うための画像処理ソフトウェアの需要が高まってきた。現在では、安価で高性能な製品が多数販売され、個人のユーザでも容易に画像処理を行う環境を整えることが可能である。

しかし、画像処理ソフトウェアは多彩な画像処理を

行うことが可能な半面、使いこなすにはある程度の知識や経験が必要となる。そのため、パソコンの操作に慣れていないユーザや画像処理の知識を持たないユーザが、画像処理ソフトウェアを用いて望む画像処理結果を生成することは非常に困難である。この問題を解決するため、本研究では初心者ユーザでも直感的に操作することが可能な画像処理システムの構築を目指している。

従来より、知識や経験の不足したユーザに対する支援手法として、インタラクティブな遺伝的アルゴリズムや遺伝的プログラミングによる対話型進化計算法¹⁾が提案されている。対話型進化計算とは、(1)複数の候補の提示、(2)ユーザによる候補の評価、(3)ユーザ評価に基づく新たな候補の生成、を繰り返すことで

^{†1} 大分大学
Oita University

^{†2} 株式会社リミックスポイント
remixpoint, Inc.

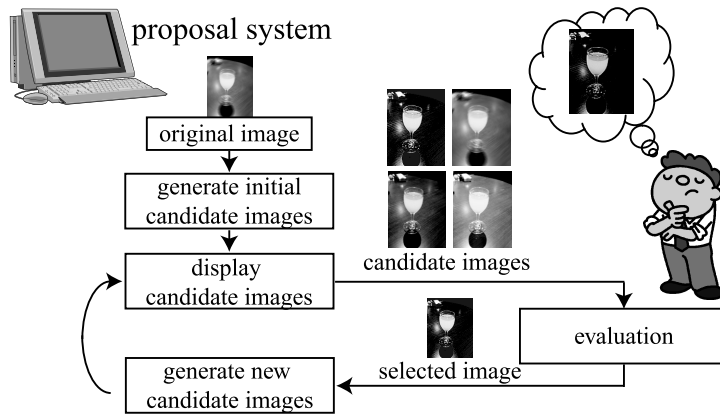


図 1 システム概要

Fig. 1 The overview of proposal system.

コンピュータとユーザが協調し、目的を達成しようとする試みである。この手法は、3次元CGのライティングデザイン支援²⁾や、商品のデザイン支援³⁾、モニター生成⁴⁾などのデザイン支援や、信号処理⁵⁾、画像検索^{6),7)}などに利用されている。

このように様々な分野に利用されている対話型進化計算法であるが、ユーザによる評価の繰返しを必要とするため、それによる新たな負荷をユーザに強いるという問題がある。そこで、探索の高速化や表示インターフェースの改善を行うことで、この負担を軽減しようとする研究が行われている⁸⁾⁻¹¹⁾。

本論文では、候補画像の選択を繰り返すことにより目的とする画像処理パラメータの探索を行う、オーディションインタフェースを有した対話型の画像処理システムを提案する。オーディションインタフェースとは、ボタンおよびチェックボックスをクリックすることで候補画像の選択やシステム操作が行える、直感的なインタフェースである。ユーザの行う画像処理は、色調補正やコントラスト補正、シャープネスなどの多数の画像処理パラメータの最適化問題ととらえることができる。提案システムでは、ユーザの選択に基づきパラメータ空間のボロノイ分割を行い、探索空間を限定することでユーザの望むパラメータへの収束を支援する。これにより、ユーザは提示される候補画像を次々と選択していくことで、自分の望む画像処理結果を得ることが可能となる。

ユーザによる評価を必要とする対話型のシステムにおいて、ユーザによる候補の評価方法は、(1)すべての候補に対し評価値を入力する、(2)良いと感じる候補を選択する、の2つに大別される。後者の手法は前者の手法と比較し評価に時間がかからないため、ユーザの負荷が軽減される¹⁰⁾、得られる情報が少ない

ためにユーザの評価揺れの影響を強く受け、収束精度が悪化する問題がある。提案手法では、頻繁に起こりうるユーザの評価揺れを考慮した探索を行うことで収束精度の向上を試みる。さらに、ユーザが望むと思われる候補を提示することでより効果的な探索を行い、ユーザ負担の軽減を試みる。

提案システムのようなユーザとの対話を必要とするシステムは、ユーザに多大な負荷を強いるため十分な量の実験データを確保するのは非常に困難である。一方、シミュレーション実験は、現実との整合性を保ちさえすれば、有効な実験データの確保を比較的容易に行うことが可能である。本論文では、検定によりユーザの選択を再現可能であると示された仮想ユーザを生成し、シミュレーション実験に用いることで、現実のユーザを反映した、妥当なシミュレーション実験を行う。

2. 対話型画像処理システム

2.1 システムの概要

構築した画像処理システムの概要を図1に示す。本システムは、ユーザが指定した画像を読み込み、ランダムな画像処理を適用した候補画像を複数生成し、ユーザへ提示する。ユーザは、それらの候補画像を評価し、最も良いと感じる候補画像の選択を行う。システムはそのユーザの選択に基づき、新たな候補画像の生成を行い、ユーザへ提示する。この対話をユーザの満足する画像が提示されるまで繰り返すことにより、画像処理の知識がないユーザであっても望む画像処理結果を容易に得ることを可能にする。

2.2 オーディションインタフェース

パソコン操作に不慣れなユーザがシステム操作をスムーズに行うには、望む操作を直感的に行うことが可

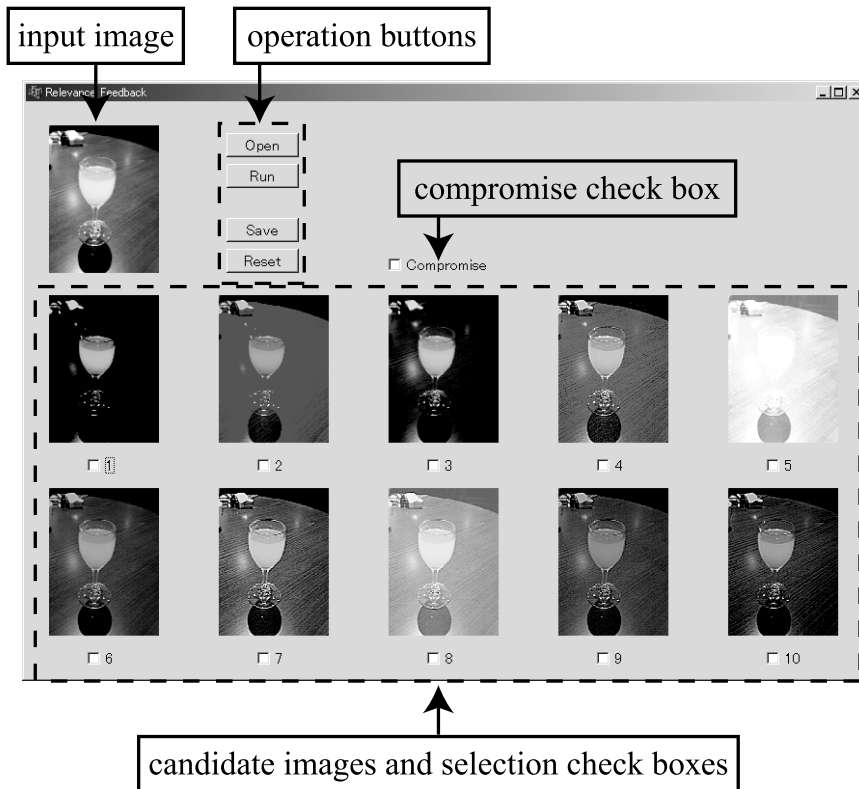


図2 オーディションインタフェース
Fig.2 Audition interface.

能なインタフェースが不可欠である．そこで，図2に示す，我々がオーディションインタフェースと呼んでいるGUIを設計した．本システムでは，ユーザはオーディションインタフェース上の操作ボタンを押下することで画像の読み込み，保存，新たな候補画像の生成，システムの初期化を行うことができる．読み込み画像と候補画像は，それぞれ読み込み画像表示部と候補画像表示部に表示され，ユーザはそれらの画像を眺めながら，あたかもオーディションを行うかのように候補画像を相対的に評価することができる．候補画像の選択は，各候補画像の下に設置されたチェックボックスにより行う．Compromise チェックボックスは，ユーザが妥協した選択を行うときに使用する．妥協した選択については，3.4.2 項で詳述する．

2.3 システムによる画像処理

本システムで行う画像処理は，すべて画像処理パラメータによって決定づけられる．システムは生成された画像処理パラメータ値に従い画像処理を適用する．画像処理パラメータは，ユーザ選択に基づき最適化が行われる．提案手法であるユーザ選択に基づく画像処理パラメータの最適化については，3 章で述べる．

3. 画像処理パラメータの最適化手法

3.1 パラメータ空間

本システムが扱う画像処理パラメータの数は，適用する画像処理の数に依存する． n 個の画像処理パラメータにより生成されるパラメータ空間は，以下の式 (1) で示される n 次元の空間 P^n となる．

$$P^n = \{(p_1, \dots, p_n) \mid p_i \in \mathbf{R}, i=1, \dots, n\} \quad (1)$$

ここで， p_i は各画像処理パラメータの値を示し， \mathbf{R} は実数を表す．

本システムでは，適用する画像処理は画像処理パラメータベクトル $\mathbf{v} = \{p_1, \dots, p_n\}$ で表され，このベクトル \mathbf{v} はパラメータ空間 P^n 中のある点を表す．このとき，ユーザの目標画像の生成は，ユーザ評価が最大となる画像処理結果を生成するパラメータベクトル \mathbf{v}_{good} をパラメータ空間 P^n から探索することであり，以下の式で表すことができる．

$$\mathbf{v}_{\text{good}} = \arg \max_{\mathbf{v}} \text{eval}(F(\mathbf{v})) \quad (2)$$

ここで， $F(\mathbf{v})$ はベクトル \mathbf{v} による画像処理 F の結果作成される画像を示し， eval はユーザ評価を表す．

3.2 パラメータ空間の分割

本システムでは、ユーザ選択に基づきパラメータ空間を分割し、探索空間を絞り込むことで画像処理パラメータの最適化を行う。パラメータ空間の分割は、提示された候補画像を生成するパラメータベクトル v を母点とするボロノイ分割により行う。本手法では候補点、ユーザ選択点、選択空間を以下のように定義する。

候補点 システムにより提示される候補画像の画像処理パラメータベクトル $c = \{p_1, \dots, p_n\}$ が示すパラメータ空間中の点

ユーザ選択点 ユーザが選択した候補画像の画像処理パラメータベクトル $s = \{p_1, \dots, p_n\}$ が示すパラメータ空間中の点

選択空間 分割されたパラメータ空間のうち、ユーザ選択点を母点とするボロノイ空間

探索空間は、ボロノイ分割により得られた選択空間より算出される。

一般的に、ボロノイ分割は個々のボロノイ空間の境界の方程式を求めることで行われる。しかし、本システムは多数のパラメータを扱うことを想定しているため、ボロノイ分割の対象となるパラメータ空間は多次元空間となる。多次元空間の境界の方程式の算出は非常に困難な問題であるため、この手法を本システムに適用するのは非現実的である。そこで本手法では、パラメータ空間中の距離情報を利用することで、多次元空間であっても容易にボロノイ分割と同等の結果を得ることが可能な手法を適用する。

パラメータ空間中に m 個の候補点 c_1, \dots, c_m とユーザ選択点 s が存在するとき、あるパラメータベクトル a が示す点が選択空間内に存在するか否かは、以下の式より判断可能である。

$$\|a - s\| \leq \|a - c_i\|, \quad (i = 1, \dots, m) \quad (3)$$

式 (3) は、すべての候補点 c_i に対し点 a がユーザ選択点 s に近いことを示している。したがって、点 a が式 (3) を満たせば、点 a は選択空間内に存在していることになる。この方法により、空間の境界の方程式を求めることなく、選択空間内であるか否かの判定を行うことが可能となる。2次元パラメータ空間の分割例を、図3に示す。

3.3 評価揺れを考慮した探索空間の算出

本システムは、提示される候補画像の中から最も良いと感じる候補の選択を繰り返すことでユーザの望む画像処理の探索を行う。しかし、人間が行う評価とは非常に曖昧なものであるため、ユーザの選択はつねに正しいものであるとは限らない。

本研究では、当初、各世代の選択空間を独立して求

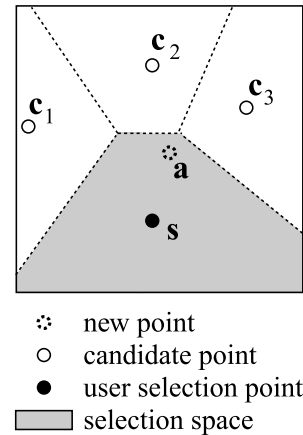


図3 2次元パラメータ空間の分割例
Fig. 3 Example of division of 2-dimensional parameter space.

め、それらすべての選択空間を重ね合わせることで探索空間を算出する手法を検討していた¹²⁾。しかし、この手法では1度探索空間から外れた空間はそれ以降探索空間になることはないため、ユーザの評価揺れによる影響を強く受けるという問題があった。

本論文では、ユーザの評価揺れを考慮した探索空間の算出手法を新たに提案する。提案手法では、過去に提示したすべての候補点を母点としボロノイ分割を行い、それにより得られた選択空間を探索空間とする。この提案手法を用いた例を、図4に示す。図4に示されているように、この手法ではユーザの選択に応じ探索空間が柔軟に変化をするため、ユーザの評価揺れによる誤った候補の選択に対しロバストな探索が可能となる。

3.4 新たな候補の生成

本システムでは、新たな候補点はパラメータ空間内または探索空間内にランダムに生成される。しかし、3.2節で述べたように、本手法ではボロノイ空間の境界の算出を行わないため、探索空間内に直接新たな候補点を生成することは不可能である。本論文では、ボロノイ空間の境界の算出を行わなくても、探索空間内に新たな候補点を高速に生成する手法を提案する。これにより、3.2節の手法と合わせて、ボロノイ分割を用いた探索を擬似的に行うことが可能となる。ランダムな候補の生成手法については、3.4.1項で述べる。

また、本論文では上記のランダムな候補の生成手法に加え、(1)ユーザの妥協した選択に基づく候補の生成、(2)ユーザに未提示な候補の生成、の2つの候補の生成手法も合わせて提案する。ユーザの妥協した選択とは、十分に良いと感じる候補画像ではないが、提

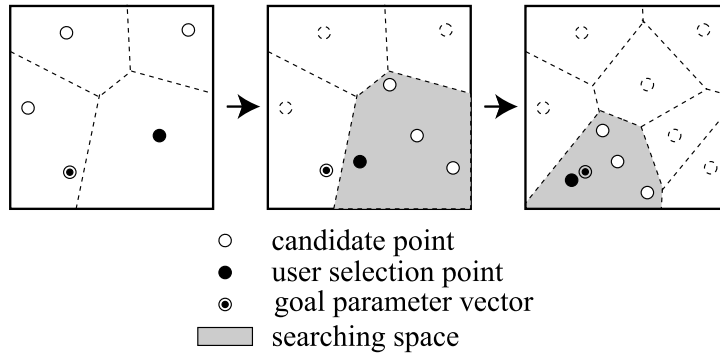


図 4 評価揺れを考慮した探索空間の算出

Fig. 4 Computation of searching space with consideration of evaluation error.

示された候補画像の中から強いて選択するならばこの候補画像、という選択を指す。また、未提示な候補とは、過去にユーザに提示した候補に類似していない候補のことを指す。これらの手法は、得られた情報からユーザが望んでいる候補を推測し、そのような候補を意図的に多く生成することで、効率的な探索を試みるものである。これらの手法については、3.4.2, 3.4.3 項でそれぞれ述べる。

3.4.1 ランダムな候補の生成

本手法では、探索空間内に存在する候補点を得られるまで、パラメータ空間中にランダムな候補点の生成を繰り返し新たな候補点を得る。このとき、パラメータ空間に対し探索空間が非常に小さければ膨大な試行回数が必要となるため、生成失敗時に候補点の生成範囲を更新することで高速な生成を可能にする。

新しい候補点を持つパラメータ値の組合せベクトル $\mathbf{a} = \{p_1, \dots, p_n\}$ のそれぞれのパラメータ値 p_i は、 p_i のとりうる値の最大値 $P_i \max$ 、最小値 $P_i \min$ 、0 以上 1 以下のランダムな値 $rand$ を用いて、以下の式 (4) より得る。

$$p_i = P_i \min + rand \times (P_i \max - P_i \min) \quad (4)$$

ここで、生成した候補点が探索空間内に存在しなかった場合、現在のユーザ選択点 \mathbf{s} のパラメータ値 s_1, \dots, s_n を用いて、 $P_i \min$ 、 $P_i \max$ を以下の式より更新する。

$$P_i \min = p_i \quad (\text{if } s_i > p_i) \quad (5)$$

$$P_i \max = p_i \quad (\text{if } s_i \leq p_i) \quad (6)$$

式 (4) による候補点の生成と、生成範囲の更新を繰り返すことにより、探索空間が非常に小さい場合でも高速に探索空間内の候補点を生成することが可能となる。

3.4.2 ユーザの妥協した選択に基づく候補の生成

本手法では、ユーザの妥協した選択により情報取得し、ユーザの望む候補の生成を試みる。通常の探索

の初期段階では、システムはユーザが提示された候補を選択するまではランダムな候補の生成を行う。このとき、自分の望む画像にごく近い画像しか選択をしないユーザでは、ユーザが選択をする候補が提示されるまでに多くの試行回数が必要となることが少なくない。また、ユーザが候補を選択するまでは、システムは探索に関する情報を得ることができないため、探索の効率は非常に悪いものとなる。そこで本手法では、どんなに悪い候補画像のみが提示されていても、少なくとも妥協した選択を行ってもらうことで、このような状況を回避する。

妥協し選択された候補画像は、ユーザが十分に良いと感じて選択した候補画像とは異なり、必ずしもユーザの望む画像に近いことを示すわけではない。そこで本手法では、生成する候補点の半分をパラメータ空間中からランダムに生成し、残りの半分をユーザの妥協した選択により得られる選択空間内から生成する。これにより、通常の探索と並行して、ユーザが妥協して選択した付近の探索を行うことが可能となる。なお、ユーザの選択が妥協したものであるか否かは、図 2 に示されるオーディションインタフェース上の Compromise チェックボックスの ON, OFF により判定する。ユーザは、選択する候補画像のチェックボックスと Compromise チェックボックスを ON にすることにより、妥協した選択を行うことができる。

3.4.3 未提示な候補の生成

システムを利用するユーザの立場からすれば、類似した候補が同時に複数提示されたり、過去に提示された候補が再び提示されるよりも、未見である多様な候補が提示されることが望ましい場合がある。本手法では過去に提示した候補に類似していない、未提示な候補を多く生成する手法を提案し、より効果的な探索を試みる。

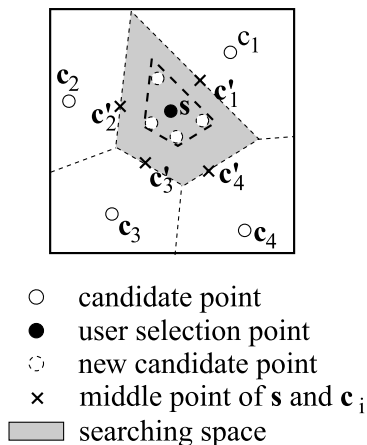


図5 未提示な候補の生成

Fig. 5 Generation of candidate point that has not been displayed.

新たに生成する候補が未提示な候補か否かは、最も近い候補点までの距離で判断可能である。そこで、本手法では新たな候補点 a の未提示度 $U(a)$ を、以下の式より定義し、用いる。

$$U(a) = \min \| a - c_i \| \quad (i = 1, \dots, m) \quad (7)$$

ここで、 c_i ($i = 1, \dots, m$) は過去にユーザに提示した m 個の候補点を示す。複数の候補点を生成し、その中で最も未提示度が高い候補点のみを新たな候補点として採用することで、未提示な候補点の生成が可能となる。

しかし、上記の手法では未提示な候補点の生成が行える一方、生成される候補点は探索空間の境界付近に集中し、ユーザの選択した候補に類似した候補も生成されにくいという問題が発生する。ユーザが候補を選択している場合は、未提示だけでなく、ユーザの選択を反映していなければ意味がない。

そこで、ユーザが候補を選択している場合は、以下の式を満たし、最も未提示度が高い候補を新しい候補として採用する。

$$\| a - s \| \leq \| a - c'_i \|, \quad (i = 1, \dots, m) \quad (8)$$

ここで、 s はユーザ選択点、 a は新たな候補点、 c'_i ($i = 1, \dots, m$) は候補点 c_i とユーザ選択点 s の中点を示す。これにより、ユーザの選択を反映し、かつ未提示な候補の生成が可能となる(図5)。

4. シミュレーション実験によるシステム評価

3.3 節, 3.4.2, 3.4.3 項で述べた提案手法を適用したシステムの有効性の評価、検証を行う。提案システムのような対話型のシステムは、最初に提示される候補やユーザの評価揺れなどの様々な要因により結果が大

きく異なるため、少ない試行回数のデータで客観的な性能評価を行うのは困難である。そこで、我々はユーザの行動をモデル化した仮想のユーザを用いてシミュレーション実験を行い、多数の試行回数に基づくデータを確保したうえで提案システムの有効性の検証を行う。シミュレーション実験には、実際のユーザと同様の選択を行うことが検定により示された、恣意的でない仮想ユーザを用いる。これにより、擬似的にはあるが、十分な試行回数に基づいた客観的なシステム評価を行うことが可能となる。

実験では、色合い調整、コントラスト補正、シャープネス処理の3つの画像処理を組み込んだシステムを用いる。なお、画像処理パラメータのとりうる値は $[0, 255]$ の範囲の整数値とし、色合い調整は3パラメータ、コントラスト補正とシャープネス処理は各1パラメータにより制御される。

また、表示スペースの関係から、オーディションインタフェース上に1度に提示する候補画像数は10枚とした。候補画像の選択が行われた際は、局所解に陥るのを防ぐため、ユーザの選択に基づく候補画像だけでなくランダムな候補画像の提示も行う。本実験では、試験的に8枚の選択に基づいた画像と、2枚のランダムな画像の提示を行うように設定を行った。

4.1 仮想ユーザの構築

本システムでは、ユーザはオーディションインタフェース上で候補画像を眺めながら、目標とする画像に最も近いと感じる候補画像を選択する。このとき、ユーザはつねに最も良い候補画像を選択するわけではなく、評価揺れによる選択ミスを行うことがある。また、十分に良いと感じる候補画像が提示されなければ選択を行わないこともある。本論文では、このようなユーザの行動をモデル化することにより、仮想ユーザモデルを構築する。なお、ユーザの評価揺れには様々なものが考えられるが、本論文では、ある定まった目標画像に対する候補画像の評価が曖昧となるような評価揺れのみを想定しモデル化を行う。

仮想ユーザがユーザのように候補画像の良し悪しを直接評価することは非常に困難である。そこで、仮想ユーザにはあらかじめユーザの目標画像に相当する、ゴールとなる画像処理パラメータベクトル g を与え、パラメータ空間中の距離情報を用いて候補画像の評価、選択を行う。また、評価揺れによる選択ミスや、選択を行わないという行動を再現可能にするため、評価揺れの程度を示すパラメータ σ と、満足できる候補画像の範囲を示すパラメータ L を用いて、仮想ユーザを構築した。評価対象となる候補点を c としたとき、こ

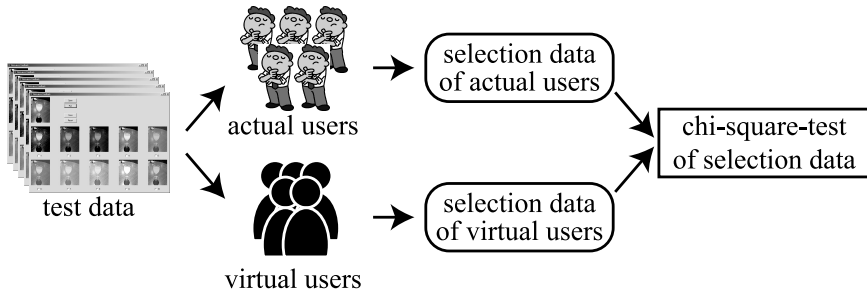
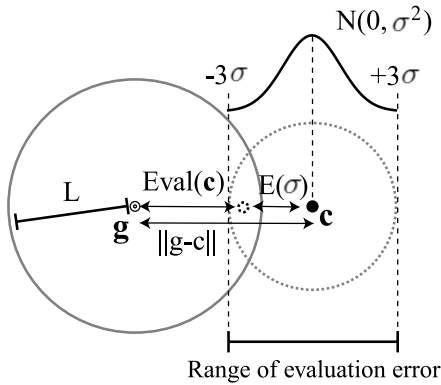


図 7 ユーザと仮想ユーザの選択傾向の χ^2 検定
 Fig. 7 Chi-square-test of selection data.



g : goal parameter vector
 c : candidate point
 L : threshold value of selection
 $E(\sigma)$: evaluation error
 $Eval(c)$: evaluation value of c

図 6 仮想ユーザによる候補点の評価

Fig. 6 Evaluation of candidate point by virtual user.

の候補点 c の評価値 $Eval(c)$ は以下の式より求める .

$$Eval(c) = \|g - c\| + E(\sigma) \tag{9}$$

ここで, $E(\sigma)$ は評価誤差を表し, $N(0, \sigma^2)$ の正規乱数に基づく -3σ から $+3\sigma$ の範囲のランダムな値とする . この評価値の算出を図 6 に示す . 仮想ユーザは, 評価値が $Eval(c)$ が L 以下の候補点のうち, 最も良い評価の候補点をユーザ選択点として選択する .

4.2 仮想ユーザの評価方法

仮想ユーザが実際のユーザの選択を模倣できているか否かは, 同じ候補画像を提示し, 同様の選択を行っているか否かで判断可能である . ここで, システム利用時の行動を以下の 5 種類に分類し, 各行動を行った割合を選択傾向として定義する .

- 1 番目標画像に近い候補画像を選択
- 2 番目に目標画像に近い候補画像を選択
- 3 番目に目標画像に近い候補画像を選択
- その他の候補画像を選択

- 候補画像の選択を行わなかった

本手法では, あらかじめ用意したテストデータをユーザと仮想ユーザへ提示し, 得られた選択傾向のデータに χ^2 乗検定を用いることで, ユーザを反映した仮想ユーザの生成を行う . このとき, 各ユーザに対応する仮想ユーザを個別に生成するのではなく, ユーザと同数の仮想ユーザの集合を用意し, ユーザ集合と仮想ユーザ集合の選択傾向を検定することで, 十分な量のデータに基づく検定を行う (図 7) .

4.3 仮想ユーザの評価実験

テストデータとして, 4 種類の目標画像に対しそれぞれ 10 回分, 合計 40 回分の候補画像のデータを用意し, 選択傾向のデータを得た .

ユーザ集合の選択傾向のデータは, 27 人のユーザを被験者としたユーザ実験により収集した . ユーザ実験は, 被験者に目標画像を 30 秒間提示し記憶してもらい, その後目標画像を隠した状態でオーディションインタフェースに提示される候補画像を評価, 選択してもらうことを行った . 目標画像を隠した状態で評価を行うのは, 記憶を頼りに評価をしてもらうことで, 実際の使用を想定した環境に近づけるためである . ユーザ実験により得られたユーザ集合の選択傾向のデータを, 表 1 に示す .

実験に用いる仮想ユーザとして, パラメータ σ は $\{0, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50\}$ の 9 種類, パラメータ L は $\{50, 75, 100, 150, 200\}$ の 5 種類とし, これらを組み合わせた 45 種類の仮想ユーザを用意した . 仮想ユーザの選択傾向のデータは, 各仮想ユーザによるテストデータの評価を 100 回試行させることで収集した . ユーザ集合と同様の選択傾向を持つ仮想ユーザ集合は, χ^2 値を評価値とする GA により, χ^2 値が最も低くなる仮想ユーザの組合せを探索することで生成した . 得られた仮想ユーザ集合の選択傾向のデータを, 表 2 に示す . また, 各仮想ユーザのパラメータを表 3 に示す . 表 1 と表 2 より, この仮想ユーザ集合の選

表 1 ユーザ集合の選択傾向の集計結果

Table 1 Total amount of selection data of actual users.

	1 番目	2 番目	3 番目	その他	選択なし	合計
各行動の回数	252	118	85	179	446	1,080
各行動の割合	23.3%	10.9%	7.9%	16.6%	41.3%	100%

表 2 仮想ユーザ集合の選択傾向の集計結果

Table 2 Total amount of selection data of virtual users.

	1 番目	2 番目	3 番目	その他	選択なし	合計
各行動の回数	25,473	12,110	8,150	17,839	44,428	108,000
各行動の割合	23.6%	11.2%	7.6%	16.5%	41.1%	100%

表 3 検定により得られた仮想ユーザのパラメータ

σ : 仮想ユーザの評価揺れパラメータ値, L : 選択の閾値

Table 3 Parameters of virtual users generated based on selection data of actual users.

σ : parameter value of evaluation error, L : threshold value of selection.

仮想ユーザ ID	σ	L	仮想ユーザ ID	σ	L	仮想ユーザ ID	σ	L
1	0	50	10	30	50	19	40	50
2	0	50	11	30	50	20	40	200
3	15	50	12	30	200	21	50	50
4	20	50	13	40	50	22	50	50
5	20	50	14	40	50	23	50	50
6	20	50	15	40	50	24	50	50
7	20	50	16	40	50	25	50	75
8	25	50	17	40	50	26	50	75
9	25	50	18	40	50	27	50	100

択傾向はユーザ集合の選択傾向とほぼ一致しており、この仮想ユーザが恣意的なものではなく、現実のユーザの行動を模倣可能な、妥当なモデルであることが分かる。

4.4 シミュレーション実験

提案システムおよび提案手法の有効性を検証するため、表 3 の仮想ユーザを用いたシミュレーション実験を行った。実験では、評価揺れを考慮する探索手法の有効性を検証するため、以下の 2 つの結果の比較を行う。

Expt. 1 評価揺れを考慮しない探索

Expt. 2 評価揺れを考慮した探索

また、3.4.2 と 3.4.3 項で述べた、ユーザが望んでいる候補を推測し、生成する手法の有効性を検証するため以下の 4 つの結果の比較を行う。

Expt. 3 ランダムな候補の生成

Expt. 4 未提示な候補の生成

Expt. 5 妥協した選択に基づく候補の生成

Expt. 6 妥協した選択に基づく候補の生成 + 未提示な候補の生成

なお、上記の 4 つの探索手法は、すべて評価揺れを考

慮した探索手法を用いる。そのため、Expt. 2 と Expt. 3 は同じ手法を適用した結果となる。

シミュレーション実験では、目標画像を生成するための画像処理パラメータ g をランダムに生成し、仮想ユーザの目指すゴールとして設定した。仮想ユーザは、パラメータ g を目指し候補の選択を繰り返す。パラメータ空間中で g からの距離が 40 以下の候補が生成されたとき、目標画像に十分に近い候補画像の生成に成功したと判断し、処理を終了する。なお、この 40 以下という距離は、約 9 割の確率で目標画像とほぼ同じであると判断される距離であり、被験者に目標画像を記憶させ、ランダムな画像を見せて類似判定させる予備実験の結果に基づき設定した。また、候補画像の生成を 50 回繰り返しても目標画像に近い候補画像が生成されなければ、失敗とし処理を終了する。この手順を各仮想ユーザが 100 回試行することで、それぞれ 2,700 回分の実行データを得た。

4.5 シミュレーション実験の結果

4.4 節のシミュレーション実験により得られた結果を、図 8 および図 9 に示す。なお、これらのグラフの横軸は候補画像の生成回数を、縦軸は目標画像の生

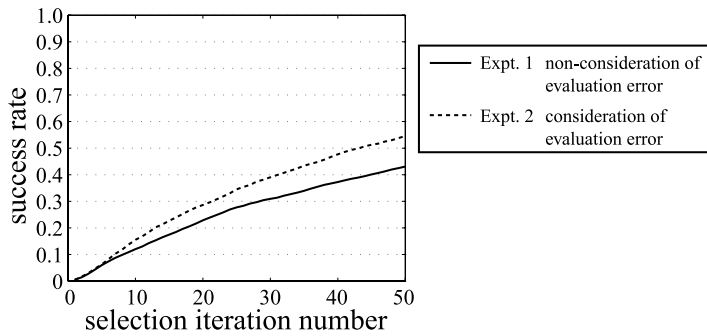


図 8 評価揺れの考慮の有無による探索成功率の変化

Fig. 8 Comparison of success rate of Expt. 1 and Expt. 2.

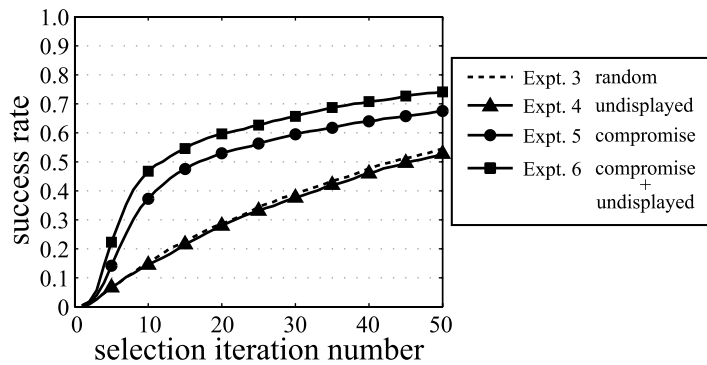


図 9 候補の生成手法の違いによる探索成功率の変化

Fig. 9 Comparison of success rate of Expt. 3, Expt. 4, Expt. 5, and Expt. 6.

成の成功率を示す。

図 8 の示す結果より、評価揺れを考慮した探索を行う Expt. 2 は、評価揺れを考慮しない探索を行う Expt. 1 よりも目標画像の生成成功率が高くなっており、評価揺れを持つユーザに対しては評価揺れを考慮し探索を行うことが有効であることを示している。

妥協した選択に基づいた候補の生成を行う Expt. 5、Expt. 6 は、全体的に目標画像の生成成功率が高く、特に少ない繰返し回数での成功率が非常に高くなっており、探索の高速化の効果が現れている。未提示な候補を生成する手法は、そのみを用いた Expt. 4 では成功率の向上にそれほど変化は見られないが、妥協した選択に基づいた候補の生成を行う手法と併用した Expt. 6 では成功率が向上している。この実験結果では、提案手法をすべて適用した Expt. 6 は、Expt. 1 と比較し、およそ 1/5 の繰返し回数で同等の成功率が得られている。

Expt. 6 の結果は、およそ 10 回から 20 回程度の繰返し回数で、ユーザの望む画像の生成が可能であることを示している。4.3 節でのユーザ実験の際に、ユーザが提示された候補画像を評価し選択を行うのに要し

た時間はおよそ 7 秒程度であったことから、システムの扱う画像処理パラメータ数が 5 パラメータであるとき、本システムは数分程度の操作で望む画像処理結果を得ることが可能であると推測できる。

5. 考 察

4.5 節で述べた実験結果に基づいて本方式を考察し、今後の研究展開につながる知見を述べる。

5.1 評価揺れを考慮した探索について

評価揺れを考慮した探索は、評価揺れを考慮しない方法と比べると、少ない繰返し回数で目標画像の生成に成功している。表 3 に示されている、シミュレーション実験で使用した仮想ユーザの評価揺れパラメータ σ の平均はおよそ 33.5 であり、多数の仮想ユーザが大きな評価揺れを持っている。実験結果は、評価揺れを考慮したシステムがこの評価揺れを吸収し探索が行えていることを示している。

5.2 妥協した選択に基づく候補生成と未提示な候補生成について

ユーザの妥協した選択に基づく候補の生成を行う手法は、行わない手法と比較すると、非常に高速に目標

画像の生成が行えた．特に 10 回程度の少ない繰返し回数での成功率が高くなっており，探索の高速化が有効に行われていることを示している．これは，通常の探索ではユーザが選択を行うまで探索に関する情報を得られないのに対し，たとえ目標画像にそれほど近い候補画像であっても，あえて選択をさせることで探索に有効な情報が得られたためと考えられる．この結果は，ユーザに候補の評価をさせるだけでなく，その他の探索に関する情報を入力可能なインタフェースを構築することで，探索の高速化が行える可能性を示唆している．

未提示な候補を生成する手法と，妥協した選択に基づく候補の生成を行う手法を併用したとき，今回行った実験の中で最も良い結果が得られている．これは，ユーザの妥協した選択が探索に有効な情報を収集するとともに，未提示な候補の生成手法が提示される候補の多様性を保持し，効果的な候補の提示を行えているためと考えられる．しかし，未提示な候補を生成する手法のみでは，ランダムに候補を生成する手法と比較しても探索の高速化の効果は見られず，むしろ若干悪化する傾向が見られた．実験データの検証を行いこの原因を調査したところ，未提示な候補の生成手法は，探索の初期では新たな候補点をパラメータ空間の端から多数生成しており，パラメータ空間の中央付近から候補がほとんど生成されていないことが分かった．これは，候補の多様性を重視した結果，生成される候補に新たな偏りが生じたことにより起きた問題である．このことは，多様性を保持し，かつ収束に悪影響を与えるような偏りをなくすことで，より効果的な探索が行える可能性を示している．

5.3 仮想ユーザについて

4.5 節の実験結果は，各手法につき 2,700 回，合計で 13,500 回のユーザ試行に相当するデータに基づき得られたものである．この実験結果は実際のユーザによる結果ではないものの，同様の行動を行うと示された仮想ユーザによるものであり，実際のユーザの結果と著しく異なるものではないことが予想される．本実験で用いた仮想ユーザはユーザの行動を完全にモデル化したものではなく，ある評価揺れと評価基準に従い，提示される候補を選択することが可能な程度であり，実際のユーザに比べれば行えることは非常に限られている．しかし，その限られた範囲内での実験であれば，様々な状況下での実験をしらみつぶしに行うことも可能である．これは，少ない試行回数のユーザ実験から，非常に多くの試行回数に基づいた客観的な評価を行う方法の可能性を示唆するものであると筆者らは考えて

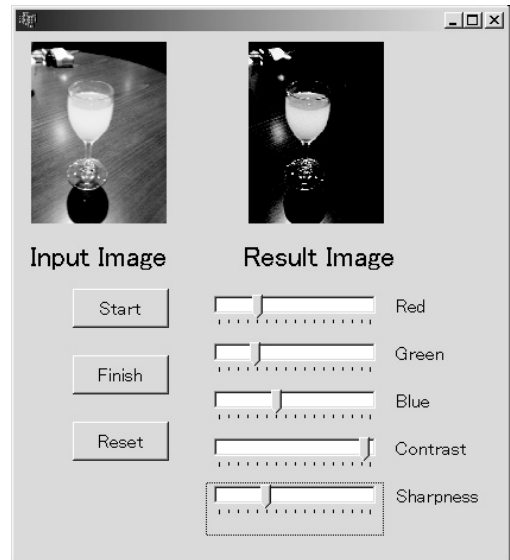


図 10 手動パラメータ調整インタフェース
Fig.10 Parameter manual adjustment interface.

いる．

5.4 提案システムの有効性について

シミュレーション実験の結果より，提案システムでは候補画像の評価と生成を 10 数回程度繰返すことで目的の画像処理が可能であることが示された．しかし，この結果からは従来の画像処理ソフトウェアと比較して有効であるかは分からない．そこで，一般的な画像処理ソフトウェアと同様に，各画像処理パラメータをスライダーで直接操作可能な手動調整システムを構築し，提案システムとの比較を行った．構築した手動調整システムのインタフェースを図 10 に示す．なお，この手動調整システムで操作可能なパラメータの数やパラメータ値の範囲，実行される画像処理の内容は提案システムと同一である．また，比較を行う提案システムには，シミュレーション実験で最も良い結果を残した組合せである，妥協した選択に基づく候補の生成と未提示な候補の生成を行い，パラメータ探索時にユーザの評価揺れを考慮する方法を用いた．

工学部の大学生 6 人を被験者とし，画像処理に必要な時間，およびアンケートによる主観的评价の収集を行った．被験者は，各システムを用いて以下の 2 つの画像処理課題を行った．

- 課題 1 暗く赤っぽい，はっきりとした画像にする．
- 課題 2 明るく，淡い色合いの画像にする．

なお，課題 1，課題 2 では，それぞれ異なる画像を用いた．また，各システムを実行する順番が結果に与える影響を少なくするため，6 人の被験者を 2 グルー

ブに分け、課題を実施する順番、使用するシステムの順番が各グループで同じにならないように配慮した。

各被験者が上記の課題を実行した結果、目的の画像処理に費やした時間は、手動調整システムが最短 26 秒、最長 160 秒、平均 91 秒に対し、提案システムは最短 19 秒、最長 134 秒、平均 80 秒であり、提案システムの方が短い操作時間で課題の画像処理が行えた。

また、アンケートにおいて、提案システムでは「パラメータの相関関係を考える必要がなく、直感的に操作が行えて良い」との感想があった。一方で、手動調整システムと異なりパラメータを直接操作できないため、細かい調整が行えないことへの不満もあった。これは、微調整を行う状況になった場合は手動調整システムの方が有利ではあるが、調整パラメータが理解できていない場合は提案システムの方が有効であることを示している。

この傾向は、画像処理の知識が少ない初心者ユーザや、パラメータ間の関係が複雑で直感的に個々のパラメータ調整が行えないような課題に対して、より顕著に現れることが予想される。すなわち、本提案方式は、本来の目的である画像処理の初心者ユーザに対する支援法として有効であるだけでなく、パラメータの調整が困難なタスクに対する支援法としても有効であると筆者らは考えている。

6. む す び

本論文では、ユーザによる候補画像の選択に基づく画像処理パラメータの探索方式と、それを用いた直感的な操作が可能な対話型の画像処理システムを提案した。本システムでは、画像処理の経験のない初心者ユーザであっても、インタフェース上に提示される候補画像の中から良いと感じる画像を選択していくことで、望む画像処理結果を得ることが可能である。

シミュレーション実験では、現実のユーザの選択を再現可能な仮想ユーザを用いることで、ユーザによる十分な試行回数のデータを擬似的に確保し本システムの有効性の検証を行った。シミュレーション実験の結果より、システムが最適化を行う画像処理パラメータ数が 5 パラメータならば、ユーザは提示される候補の選択を 10 回から 20 回程度繰り返すことで望む画像処理結果を生成できることが示された。

今後仮想ユーザの改良、検証を続け、他の応用システムへの適用を試みる。シミュレーションでの比較、主観評価実験を行うことで、さらに本システムの検証を行う予定である。

参 考 文 献

- 1) 高木英行, 畝見達夫, 寺野隆雄: 対話型進化計算法の研究動向, 人工知能学会誌, Vol.13, No.5, pp.692-703 (1998).
- 2) 青木 研, 高木英行: 対話型 GA による 3 次元 CG ライティングデザイン支援, 電子情報通信学会論文誌, No.7, pp.1601-1608 (1998).
- 3) 中西泰人: 選考関数を用いた対話型進化システムの制御と評価—遺伝的プログラミングのデザイン支援システムへの応用, 人工知能学会誌, Vol.13, No.5, pp.704-711 (1998).
- 4) Takagi, H. and Kishi, K.: On-line Knowledge Embedding for Interactive EC-based Montage System, *3rd International Conference on Knowledge-Based Intelligent Information Engineering Systems*, pp.280-283 (1999).
- 5) Watanabe, T. and Takagi, H.: Recovering System of the Distorted Speech using Interactive genetic Algorithms, *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Vol.1, pp.684-689 (1995).
- 6) 長尾光悦, 山本雅人, 鈴木恵二, 大内 東: インタラクティブ GA に基づく画像検索システムの評価, 人工知能学会誌, Vol.13, No.5, pp.720-727 (1998).
- 7) 北本朝展, 高木幹夫: 待ち行列型遺伝的アルゴリズムを用いた対話的な画像散策法, 人工知能学会誌, Vol.13, No.5, pp.728-738 (1998).
- 8) 佐藤嘉洋, 栢菅 彩, 有田隆也: 適応度予測に基づく対話型進化計算とその似顔絵生成への応用, 第 32 回知能システムシンポジウム論文集, pp.199-204 (2005).
- 9) 大崎美穂, 高木英行: 対話型 EC 操作者の負担軽減—評価値予測による提示インタフェースの改善, 人工知能学会誌, Vol.13, No.5, pp.712-719 (1998).
- 10) 杉本富利, 西尾研一, 本多中二: IGA のための心理的尺度に基づいたファジィ推論による適合度割当て法, 人工知能学会誌, Vol.13, No.5, pp.739-745 (1998).
- 11) Hayashida, N. and Takagi, H.: Visualized IEC: Interactive Evolutionary Computation with Multidimensional Data Visualization, *IEEE International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation*, pp.2738-2743 (2000).
- 12) 木村宗裕, 大城英裕, 末田直道, 植田清一, 藤木 穰: ユーザによる逐次評価に基づいた画像処理インタフェースの試み, 第 11 回知能メカトロニクスワークショップ, pp.208-213 (2006).

(平成 19 年 3 月 2 日受付)

(平成 19 年 10 月 2 日採録)



木村 宗裕

2003年大分大学工学部知能情報システム工学科卒業。2005年同大学大学院知能情報システム工学専攻博士前期課程修了。現在、同大学院環境工学専攻博士後期課程在学中。

パラメータ最適化手法、知的インタフェースに関する研究に従事。電子情報通信学会会員。



大城 英裕 (正会員)

1983年大分大学工学部組織工学科卒業。1985年同大学大学院修士課程修了。同年(株)富士通に入社。1987年より大分大学工学部組織工学科(1991年より知能情報システム工学科に改組)助手。2007年同助教。この間、1999年イリノイ大学アーバナシャンペン校客員研究員。画像理解、映像表現、知的インタフェースの研究に従事。電子情報通信学会、日本ロボット学会、IEEE、ACM各会員。

1999年イリノイ大学アーバナシャンペン校客員研究員。画像理解、映像表現、知的インタフェースの研究に従事。電子情報通信学会、日本ロボット学会、IEEE、ACM各会員。



植田 清一

1998年東京理科大学工学部経営工学科卒業。現在、(株)リミックスポイント入社にて、Web、画像に関するソフトウェア開発に従事。



藤木 穰

1981年専門学校桑沢デザイン研究所リビングデザイン科卒業。渡米後、米ライブピクチャー社等でユーザインタフェース開発デザインに従事。現在(株)リミックスポイント

プロダクト開発マネージャー。



末田 直道 (正会員)

1973年武蔵工業大学工学部経営工学科卒業。同年東京芝浦電気(株)(現、(株)東芝)入社。知能情報処理技術の研究・開発に従事。2002年大分大学工学部知能情報システム工

学科教授。博士(工学)。電子情報通信学会、人工知能学会、AAAI各会員。