

## パラメータ空間のボロノイ分割を用いた 対話型画像処理インターフェースシステムの検討

木村宗裕\*, 大城英裕\*, 末田直道\*, 植田清一\*\*, 藤木穢\*\*

\* 大分大学, {tokihiro,ohki,sueda}@csis.oita-u.ac.jp

\*\* 株式会社リミックスポイント, {ueda,fujiki}@remixpoint.co.jp

**概要:** オーディションインターフェースを有した画像処理システムを提案する。候補画像提示、ユーザの候補画像選択を繰り返すオーディションを行うことにより、画像処理に関する知識や経験のないユーザでも目的的画像処理結果を得る枠組みである。まず、システムはランダムに作成した画像処理パラメータ値(候補点)からユーザに対し複数の候補画像を生成する。ユーザは、最も良いと感じる画像を一つ選択する。システムはユーザの選択した候補画像ならびに選択しなかった候補画像からユーザの望む候補点を推定し、新たな候補画像の提示を行う。新たな候補点は、過去に提示した候補点と新たな候補点の距離を用いて、パラメータ空間をボロノイ分割したことと同等の処理を行い、ユーザが選択した候補点が存在するボロノイ分割領域内に、高速にかつランダムに獲得する。実際のユーザを模した仮想ユーザを用いたシミュレーション実験では、有意性検定が可能なユーザ数ならびに回数を擬似的に確保し、システムの評価を行った。

### An Interactive Image Processing Interface System with Voronoi Tessellation

Tokihiro Kimura\*, Hidehiro Ohki\*, Naomichi Sueda\*,  
Kiyokazu Ueda\*\* and Minoru Fujiki\*\*

\* Oita University, {tokihiro,ohki,sueda}@csis.oita-u.ac.jp

\*\*remixpoint, {ueda,fujiki}@remixpoint.co.jp

**Abstract:** We propose an interactive image processing system that is useful to user who don't have knowledge about image processing. In this system, several processed images are shown to user. The user selects an favorite image from the images. In this paper, An pseudo Voronoi tessellation is applied to determine parameters of new candidate images. We evaluate our proposal system by simulation experiment using virtual user models that are based on user actions. We discuss the effectiveness of our method with results of simulation experiment.

### 1 まえがき

近年、デジタルカメラは低価格化、高性能化、多様化が進み、広く普及している。それに伴い、撮影したデジタル画像をwebで公開したり、年賀状などに印刷したりと様々なことに利用するユーザが増加している。デジタル画像が一般ユーザにも広く用いられるようになると共に、色合いやコントラストの調整など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いる。

しかし、画像処理ソフトウェアを用いて、ユーザが望む画像処理を行うにはある程度の知識や経験が必要であり、パソコンの操作に慣れていないユーザや、画像処理に関する知識や経験がないユーザがソフトウェアを使いこなすのは非常に困難である。そのため、簡

単で直感的な操作により、望む画像処理を行うことが可能なシステムが望まれている。

このような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(以下IGA)による対話型進化計算を組み込んだシステムが提案されている。システムの例として、アマチュアCGデザイナーを対象とした、3次元CGのライティングの創作作業を支援するシステム[1]や、商品のデザイン支援システム[2][3]などが挙げられる。しかし、これらのシステムではユーザによる評価の繰り返しを必要とするため、ユーザの疲労やストレスが大きな問題となる。そこで、ユーザの疲労を軽減するために、探索の高速化や表示インターフェースの改善などが行われている[4][5][6][7]。

本論文では、オーディションインターフェースを有した、対話型の画像処理システムを提案する。オーディ

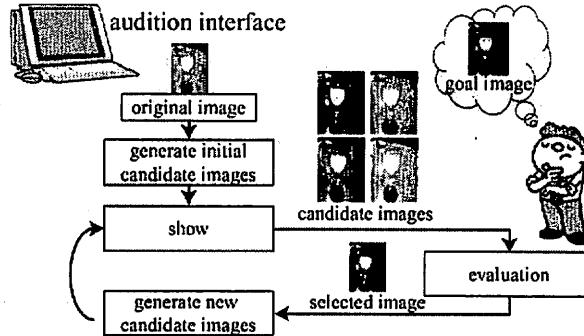


図 1: システム概要

ションインターフェースとは、我々が研究を行っている、ユーザーに対し複数の候補の提示を行い、最も良いと感じる候補をユーザーに選択させ、新たな候補の提示を行うインターフェースである。このオーディションインターフェースを用いた提案システムの概要を図 1 に示す。オーディションインターフェースでは、IGA は用いず、ユーザーの選択に基づきパラメータ空間のボロノイ分割により探索空間を限定し、ユーザーの望む候補の生成を行う。IGA を用いないのは、IGA ではユーザーが評価関数となり探索を行うため、個体数や実行可能な世代数は一般的な GA よりも著しく制限され、通常の GA のような精度や収束速度が得られないためである。ボロノイ分割を用いた本手法では、ユーザーの選択に基づきユーザーの望む画像の方向性が定まり、それに向かい収束を行うため、ユーザーの意図を反映した探索が可能となる。

また、本論文ではシミュレーション実験により提案システムの評価と検証を行う。ユーザーが処理に関わるシステムを客観的に評価するには、多様なユーザーに対し実験を繰り返し行い、有意性を得る必要がある。しかし、従来の研究ではある状況を想定し、20名程度の少人数での実験を行っているのが現状である。また、ユーザーの疲労の問題もあり、十分な試行回数のデータを得ることも困難である。本研究では、ユーザーの行動を模した仮想のユーザーを構築することで、これらの問題に対処する。仮想ユーザーを用いたシミュレーション実験により、ユーザーの数、試行回数の量とも有意なデータを収集することが可能となる。

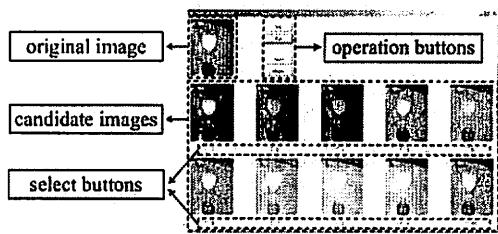


図 2: オーディションインターフェース

## 2 画像処理システム

### 2.1 オーディションインターフェース

パソコン操作に不慣れなユーザー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能なインターフェースが不可欠である。そこで、図 2 に示す、全ての処理を操作ボタンを押下することで行うことが可能な GUI を設計した。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、ユーザーはそれらの画像を眺めながら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画像選択ボタンにより行う。

### 2.2 システムによる画像処理

本システムで行う画像処理は、全て画像処理パラメータによって制御される。画像処理パラメータは 0 から 255 までの整数値をとり、システムはその値に従い画像処理を適用する。画像処理パラメータは、ユーザー選択に基づき最適化が行われる。ユーザー選択に基づく画

像処理パラメータの最適化については、3で述べる。

### 3 画像処理パラメータの最適化

#### 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。よって、本システムで扱うパラメータ空間は、 $n$  個の画像処理パラメータ  $P_1, \dots, P_n$  が直交する軸として表現される  $n$  次元の空間  $\mathbf{P}$  となる。このとき、ある画像に行う画像処理は、画像処理パラメータ値の組み合わせベクトル  $\mathbf{v} = \{p_1, \dots, p_n\}$  で表され、このベクトル  $\mathbf{v}$  はパラメータ空間  $\mathbf{P}$  中のある点を表す。

本システムで行うユーザの目標画像の生成とは、ユーザ評価を最大にする画像処理パラメータ値の組み合わせベクトル  $\mathbf{v}$  をパラメータ空間  $\mathbf{P}$  から探索することであり、以下の式で表すことができる。

$$\mathbf{v}_{\text{good}} = \arg \max_{\mathbf{v}} \text{eval}(F(\mathbf{v})) \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{v}_{\text{good}}$  はユーザの望むパラメータ値の組み合わせベクトル、 $F(\mathbf{v})$  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、 $\text{eval}$  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のベクトル  $\mathbf{v}$  を母点とするボロノイ分割により行う。このとき、本手法では候補点、ユーザ選択点、選択空間というものを定義し、用いている。候補点、ユーザ選択点、選択空間について以下に詳述する。

**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値の組み合わせベクトル  $\mathbf{v}$  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値の組み合わせベクトル  $\mathbf{v}$  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

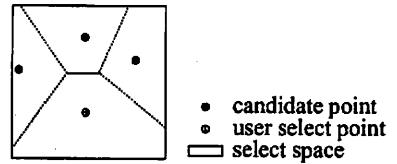


図 3: 2 次元パラメータ空間の分割例

本手法では、ボロノイ分割により得られた選択空間を元に探索空間を決定する。

選択空間を得る方法としてまず考えられるのが、空間の境界の方程式より求める手法である。しかし、多次元空間の境界の方程式を求めるることは非常に困難である。そこで本手法では、パラメータ空間中の距離情報をを利用して選択空間を求める。

パラメータ空間中に  $m$  個の候補点  $Q_1, \dots, Q_m$  とユーザ選択点  $U$  が存在するとき、パラメータ空間中のある位置に存在する点  $A$  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。

$$|\overrightarrow{AU}| < |\overrightarrow{AQ_i}| \quad (i = 1, \dots, m) \quad (2)$$

式 2 は、全ての候補点  $Q_i$  に対し点  $A$  がユーザ選択点  $U$  に近いことを示している。したがって、点  $A$  が式 2 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、空間の境界を求めるうことなく、選択空間を求めることが可能となる。

#### 3.3 探索空間の算出

本研究では、当初、各世代の選択空間を求め、全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 [8]。しかし、この手法では一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く、ユーザの評価ゆれによる選択ミスに弱いという問題があった。

本論文では、ユーザの評価ゆ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、過去に提示した全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。この手法では、ユーザの選択に応じ探索空間が変化するため、ユーザの評価ゆれを許容した探索が可能となる。

## 3.4 新たな候補の生成

### 3.4.1 探索空間内からの候補の生成

本システムは、探索空間内から新たな候補点を生成することでユーザーの望む画像への収束を図る。しかし、3.2で述べたように、距離情報を用いて探索空間の判定を行うため、探索空間内に直接新しい候補を生成することは不可能である。

本手法では、探索空間内に存在する候補点が得られるまで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、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処理の改善を図る。

新しい候補点を持つパラメータ値の組み合わせベクトル  $v = \{p_1, \dots, p_n\}$  のそれぞれのパラメータ値は、パラメータ  $P_i$  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 3 より得る。

$$p_i = P_{i\min} + rand \times (P_{i\max} - P_{i\min}) \quad (i = 0, \dots, n) \quad (3)$$

なお、初期状態では  $P_{i\min}, P_{i\max}$  はそれぞれ 0, 255 である。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、現在のユーザー選択点  $U$  のパラメータ値  $u_1, \dots, u_n$  を用いて、パラメータ値  $P_i$  の取りえる値の区間  $P_{i\min}, P_{i\max}$  を以下の式より更新する。

$$P_{i\min} = p_i \quad (\text{if } u_i > p_i) \quad (4)$$

$$P_{i\max} = p_i \quad (\text{if } u_i < p_i) \quad (5)$$

この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探索空間内の候補点を容易に生成することが可能となる。

### 3.4.2 妥協した選択に基づく候補の生成

探索の初期状態では、システムはユーザーが選択をする候補が提示されるまで、ランダムに候補の生成を行う。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ーでは、ユーザーが選択をする候補が提示されるまでに膨大な試行回数が必要になる。探索の初期段階にこのような単純作業を繰り返すことはユーザーにストレスと疲労を与え、以降の探索においてユーザーの評価の正確さが損なわれる恐れがある。

本手法では、望む画像にそれほど近くはないが、強いて選択するならばこの画像、という妥協した選択を

利用することで高速な探索を行う。しかし、このような妥協した選択は、必ずしもユーザー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、ユーザーの妥協した選択に基づき、新たな候補の半分を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、ユーザーが妥協して選択した付近の探索を行なうことが可能となる。

### 3.4.3 未提示な候補の生成

システムを利用するユーザーの立場からすれば、多様な候補が複数提示されることが望ましい。多様な候補とは、過去に提示した候補に類似していない、未提示な候補と考えることができる。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、新たな候補点  $A$  の未提示度  $f(A)$  を、以下の式より定義し、用いる。

$$f(A) = \min |\overrightarrow{AQ_i}| \quad (i = 1, \dots, n) \quad (6)$$

ここで、 $Q_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) は過去に提示済みの候補点を示す。複数の候補点を生成し、最も未提示度が高い候補点のみを採用することで、未提示な候補点の生成が可能である。

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、ユーザーの選択した候補に類似した候補も生成されにくいういう問題が発生する。ユーザーが候補を選択している場合は、未提示なだけでなく、選択を反映した候補の生成が求められる。

そこで、ユーザー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。

$$|\overrightarrow{AU}| < |\overrightarrow{AQ'_i}| \quad (i = 1, \dots, n) \quad (7)$$

ここで、 $U$  はユーザー選択点、 $A$  は新たな候補点、 $Q'_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) は候補点  $Q_i$  とユーザー選択点  $U$  の中点を示す。これにより、ユーザーの選択をある程度反映した未提示な候補の生成が可能となる。

## 4 オーディションシミュレーション

### 4.1 仮想ユーザーモデルによるオーディションシミュレーション

本論文では、仮想ユーザーモデルを用いてシミュレーション実験を行い、3 で述べた提案システムの有効性の

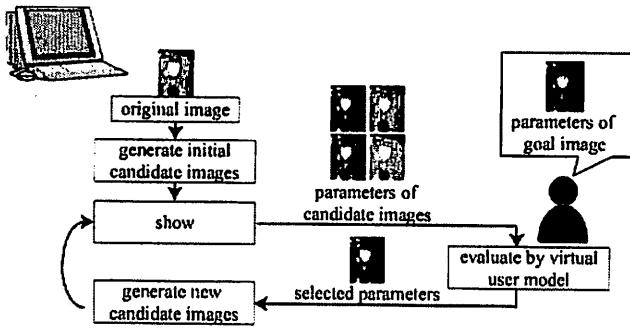


図 4: オーディションシミュレーション

検証を行う。仮想ユーザモデルとは、システムを利用する様々なユーザーによる候補の選択、つまりオーディションのプロセスを再現することが可能な仮想のユーザーである。仮想ユーザモデルを用いることで、多様なユーザーによるオーディションのシミュレーションを行い、定量的な評価を行うことが可能となる。仮想ユーザモデルによるオーディションシミュレーションの概要を図 4 に示す。

#### 4.2 仮想ユーザモデルの構築

仮想ユーザモデルに求められるのは、多様なユーザーのシステム利用時の選択行動を模倣できることである。本研究では、ユーザーは以下の行動に基づき、候補画像の選択を行っていると仮定し、仮想ユーザモデルの構築を行う。

- ユーザは目標画像と候補画像の主観的な類似度に基づき候補画像を評価する
- ユーザが候補画像を評価するとき、その評価には正規分布に従うゆれが発生する
- ユーザはゆれを含む評価を元に、最も目標画像に似ていると判断した候補画像を選択する
- ユーザは候補画像を選択する基準を持っており、基準に満たない候補画像は選択しない
- ユーザにより評価ゆれの大きさや、候補画像の選択基準は異なる

ユーザーによる選択傾向の違いを仮想ユーザモデルで再現するため、仮想ユーザモデルに 2 つのパラメータ  $\sigma$ ,  $Limit$  を設定する。 $\sigma$  は評価ゆれの大きさを示す

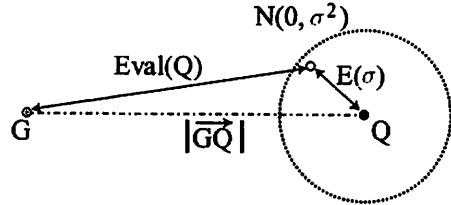


図 5: 仮想ユーザモデルによる候補点の評価

パラメータであり、 $Limit$  は選択基準を示すパラメータである。

候補画像の評価に際し、ユーザーはシステムの GUI 上で候補画像を見比べながら評価を行う。しかし、仮想ユーザモデルに画像を与えてそのような評価を再現することは困難である。そこで、目標画像と候補画像の画像処理パラメータが示すパラメータ空間中の距離により評価を行う。ゴールとなる目標画像を  $G$ 、評価を行う候補点を  $Q$  としたとき、この候補点  $Q$  の評価値  $Eval(Q)$  は以下の式より求める。

$$Eval(Q) = |\overrightarrow{GQ}| + E(\sigma) \quad (8)$$

ここで、 $E(\sigma)$  は評価ゆれによる、 $N(0, \sigma^2)$  に従う正規乱数に基づく評価誤差を表す。この評価値の算出を図 5 に示す。仮想ユーザモデルは、評価値が  $Eval(Q)$  が  $Limit$  以下の候補点のうち、最も良い評価の候補点をユーザー選択点として選択する。

#### 4.3 仮想ユーザモデル集合の生成

この仮想ユーザモデルを用いることで、様々なユーザーを想定したシミュレーション実験が可能となる。しかし、実際のユーザーと異なる選択傾向を持つ仮想ユー

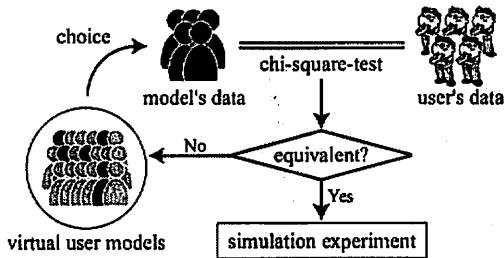


図 6: 仮想ユーザモデル集合の生成

ザモデルではシミュレーション実験の意味をなさない、実際のユーザーと同じ選択傾向を持つ仮想ユーザモデルを生成することで、有効なシミュレーションが可能となる。

本研究では、ユーザーと仮想ユーザモデルにシステムを実行させ、両者の選択データを検定することで選択傾向が同じであるモデルを生成する。このとき、ユーザーと 1 対 1 対応の仮想ユーザモデルを生成するのではなく、ユーザー集合と同じ選択傾向である仮想ユーザモデル集合を生成する。なお、同じ状況での評価結果を得るために、予め作成した目標画像と候補画像をテストデータとして読み込むことで、選択に関わらず同じ候補画像の提示を行う。得られたユーザー集合と仮想ユーザモデル集合の選択データを、(1) 最も目標画像に近い画像を選択、(2) 2 番目に目標画像に近い画像を選択、(3) 3 番目に目標画像に近い画像を選択、(4) それ以外の画像を選択、(5) 選択をしなかった、の 5 つに分類し、それぞれの選択回数を集計する。この集計結果にカイ 2 乗検定を行うことで、ユーザー集合に相当する仮想ユーザモデル集合の生成が可能である。仮想ユーザモデル生成の概要図を、図 6 に示す。

## 5 シミュレーション実験

### 5.1 ユーザ実験による仮想ユーザモデルの生成

シミュレーション実験に用いる仮想ユーザモデル集合を生成するため、27 名のユーザーの協力を得てユーザー実験を行った。ユーザー実験に用いるテストデータとして、目標画像を 4 種類、候補画像を各目標画像に対して 10 回分、合計 40 回分のデータを用意した。

ユーザーのデータの取得は、以下の条件で行った。

- 30 秒提示される目標画像を記憶し、その後目標画

表 1: 選択された仮想ユーザモデル

モデル名	$\sigma$	Limit	モデル名	$\sigma$	Limit
VU1	0	50	VU15	40	50
VU2	0	50	VU16	40	50
VU3	15	50	VU17	40	50
VU4	20	50	VU18	40	50
VU5	20	50	VU19	40	50
VU6	20	50	VU20	40	200
VU7	20	50	VU21	50	50
VU8	25	50	VU22	50	50
VU9	25	50	VU23	50	50
VU10	30	50	VU24	50	50
VU11	30	50	VU25	50	75
VU12	30	200	VU26	50	75
VU13	40	50	VU27	50	100
VU14	40	50			

像を隠した状態で候補画像の選択を行う

- システムによる画像処理は RGB の色合い調整、コントラストの調整、シャープネスの 3 種類、計 5 パラメータ
- ユーザを 4 グループに分け、異なる順番で実験を行う

目標画像を隠して実行するのは、ユーザーの状況を実際のシステム利用時により近づけるためである。また、グループに分け異なる順番で実験を行うのは、目標画像の順番による結果の偏りを防ぐためである。

検定を行う仮想ユーザモデルとして、パラメータ  $\sigma$  は 0, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50 の 9 種類、Limit は 50, 75, 100, 150, 200 の 5 種類とし、これらを組み合わせ 45 種類のモデルを準備した。また、各仮想ユーザモデルを用いて、それぞれの目標画像に対し 100 回システムを実行し、その結果を検定データとして用いた。検定により生成された仮想ユーザモデル集合を表 1 に示す。

### 5.2 シミュレーション実験の環境

本システムの有効性を、表 1 の仮想ユーザモデル集合を用いたシミュレーション実験により検証する。実験には、(1) ユーザの妥協した選択に基づく探索、(2) 未提示な候補の生成、(3) ユーザの評価ゆれを考慮した探索空間の算出、の各手法を組み合わせた、表 2 に示す 8 種類の手法を用いる。本システムにおける有効性とは、実用的な繰り返し回数で、目標とする画像に収束することが可能か否かである。そこで、収束条件を設定し、ユーザーによる選択の繰り返し回数における

収束条件の達成率を調査することで、本システムの有効性を評価する。

実験に用いたシステムの設定を以下に詳述する。

- 使用する画像処理パラメータ数はユーザ実験と同様の5パラメータ
- 仮想ユーザモデルが目標とするゴールパラメータは、システム実行前に毎回ランダムに与える
- システムが1度に提示する候補数は10個とし、候補の選択後は8個の選択に基づく画像と2個のランダムな画像を提示する
- 各仮想ユーザモデルの試行回数は100回とする

本実験では、収束条件を提示される4個の候補の評価値が50以下のときとする。また、実際のユーザの使用を考慮し、新たな候補の提示は50回までとする。

### 5.3 実験結果

まず、ユーザ実験により生成された仮想ユーザモデル集合の妥当性について述べる。ユーザ集合と仮想ユーザモデル集合の選択データについて、表3に示す。表より、ユーザ集合と仮想ユーザモデル集合の選択の割合はほぼ同じであり、ユーザの行動を再現した仮想ユーザモデル集合が得られている。

次に、シミュレーション実験の結果を図7に示す。図7の縦軸は、仮想ユーザモデルの選択回数における収束成功 rate of convergence を表している。

ユーザの妥協した選択に基づく探索と、評価ゆれを考慮した探索を適用した手法M5, M7は20から25回程度の繰り返し回数でおよそ5割、50回の繰り返し回数で6割強の収束に成功している。一方、それ以外の手法については、50回の繰り返し回数でも2割から4割程度の成功率であった。

## 6 考察

実験の結果を踏まえ、今後の研究展開に繋がる知見を述べる。

ユーザ実験では、ユーザの選択を十分に再現できるモデルの生成に成功している。これは、本研究で構築した仮想ユーザモデルは恣意的なものではなく、少なくとも現実のユーザを反映することが可能であることを示しており、今後はこの仮想ユーザモデルを用

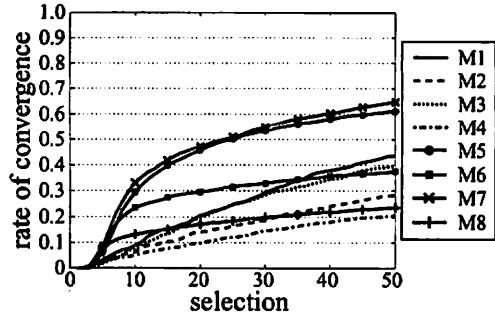


図7: 実験結果

いることで、妥当性のある定量的なシステム評価を行うことが可能となる。

シミュレーション実験では、ユーザの妥協した選択に基づく探索と、評価ゆれを考慮した探索を適用した手法が良い結果を示しており、これらの手法を用いた本システムが対話型の画像処理システムとして有効である可能性を示している。しかし、実際のユーザの利用を考慮すれば、収束速度、収束精度とともに実用的であるとはいはず、さらなる改善を行う必要がある。

本システムにおいて、収束の早さに大きく影響を与えるのがユーザの評価ゆれであり、大きなゆれを持つユーザに対しては評価ゆれを許容できないため、収束が悪化する。ユーザ実験により得られた仮想ユーザモデルの評価ゆれパラメータ $\sigma$ の平均は、およそ33.5であり、このゆれをシステムが吸収できていない可能性が考えられる。

そこで、評価ゆれの異なる仮想ユーザモデルを用意し追加実験を行い、手法M7を用いた本システムがどの程度の評価ゆれまで許容可能か検証を行った。なお、用意した仮想ユーザモデルはパラメータLimitが100、 $\sigma$ が0, 10, 20, 30の4種類の仮想ユーザモデルであり、実験条件は5.2の実験と同じとした。このシミュレーション実験の結果を図8に示す。この結果は、評価ゆれがある程度小さければ、ユーザの使用に十分耐えられる収束が可能なことを示唆している。

## 7 むすび

本論文では、オーディションインターフェースを用いた、対話型の画像処理システムの提案を行うと共に、仮想ユーザモデルによるシミュレーション実験を行い、システムの有効性についての検証を行った。実験結果

表 2: 比較を行う手法

手法	(1) 妥協した選択	(2) 候補の生成	(3) 評価ゆれの考慮
M1	なし	ランダム	あり
M2	なし	ランダム	なし
M3	なし	未提示	あり
M4	なし	未提示	なし
M5	あり	ランダム	あり
M6	あり	ランダム	なし
M7	あり	未提示	あり
M8	あり	未提示	なし

表 3: ユーザ集合と仮想ユーザモデル集合の選択データの集計結果

	選択なし	1番目	2番目	3番目	それ以外	合計
ユーザ集合	446	252	118	85	179	1080
仮想ユーザモデル集合	44428	25473	12110	8150	17839	108000

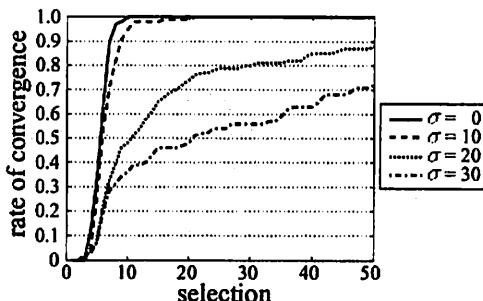


図 8: 異なる評価ゆれに対する収束率

からは、提案システムの実用化のための知見を得ることができた。今後、ユーザの評価ゆれを補正するようなオーディションインターフェースの構築により本システムの実用化を目指す。

## 参考文献

- [1] 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, D-II Vol. J81-D-II No.7 pp.1601-1608, July 1998.
- [2] 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-追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.
- [3] 山川望, 廣安知之, 三木光範：“Web 上での商品選択のインターフェースの検討-対話型遺伝的アルゴリズムを用いたデザイン支援システムの構築,” The 20th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2006

- [4] 佐藤嘉洋, 柏晋彩, 有田隆也：“適応度予測に基づく対話型進化計算とその似頃絵生成への応用,” 第 32 回知能システムシンポジウム論文集, pp.199-204, 2005.
- [5] 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ーフェースの改善,” 人工知能学会誌, Vol.13, No.5, pp.712-719, 1998.
- [6] 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.
- [7] Norimasa Hayashida and Hideyuki Takagi, "Visualized IEC: Interactive Evolutionary Computation with Multidimensional Data Visualization," IEEE International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation (IECON2000), Nagoya, Japan, pp.2738-2743 (Oct, 25-27, 2000).
- [8] 木村宗裕, 大城英裕, 末田直道, 植田清一, 藤木義：“ユーザによる逐次評価に基づいた画像処理インターフェースの試み,” 第 11 回知能メカトロニクスワークショップ, pp.208-213, 2006.