

ユーザシステム協調型進化計算を用いた2次元コード装飾

小野 智 司^{†1} 中山 茂^{†1}

本研究では、質的な目的関数と量的な目的関数の双方を含むデザイン問題において、ユーザとシステムが協調して探索を行う方式を提案する。一般に、対話型進化計算ではユーザとシステムの役割は固定的である。また、ユーザの評価値予測によりユーザの疲労を軽減する方式が提案されているものの、学習のためにある程度のユーザの操作が必要であるなどの問題がある。本研究で提案する方式は、ユーザ評価値の予測および対話型・非対話型の進化計算の統合により、システムとユーザの間で探索の役割を動的に調整することを可能とし、ユーザの労力を増大させることなく質的、量的な指標の同時最適化を図る。本論文では、2次元コード装飾問題に提案する方式を適用し、状況に応じた協調的探索が可能であること、および、ユーザの収束的嗜好を支援できることを示す。

Two-Dimensional Barcode Decoration Using User-System Cooperative Evolutionary Computation

SATOSHI ONO ^{†1} and SHIGERU NAKAYAMA ^{†1}

This paper proposes a cooperative search method by a user and a system for design problems involving both qualitative and quantitative objective functions. In general Interactive Evolutionary Computation, a role assignment between a user and system and timing of user operation were determined and not changed during the search. In addition, although some methods for user fatigue alleviation by prediction have been proposed, the methods require a certain amount of learning data. The proposed method allows the user to dynamically change search role allocation between the system and the user by user evaluation prediction and integration of interactive and non-interactive evolutionary computation, resulting in simultaneous optimization of qualitative and quantitative objective functions without increasing user fatigue. Experimental results in a two-dimensional barcode decoration problem showed that the method led cooperation way in accordance with search progress and user demand, and that the method enhanced the user's convergent thinking.

1. はじめに

対話型進化計算 (Interactive Evolutionary Computation: IEC)^{1),2)} は、ユーザの暗黙な知識や嗜好など、明確化が困難な指標に基づいて最適化を行う枠組みである。仮定の虫や建造物のデザインに端を発し、近年では、作曲、補聴器の設計など、その応用分野は多岐にわたる。一般に、進化計算 (Evolutionary Computation: EC) は多点探索であり、大きな集団サイズと十分な世代数を費やして探索を行うことで、大規模な問題や複雑な地形の適応度関数を持つ問題を解くことができる。しかし、IEC では解の候補である個体をユーザが評価するため、大きな集団や長い世代の間探索を行うと、ユーザが疲弊してしまう。

IEC におけるユーザの疲労の問題は、質的な評価関数と量的な評価関数の双方を同時に最適化する場合に、より深刻となる。多くの現実問題は質的、量的双方の指標に基づいて最適化を行う必要があるが、双方を同時に最適化する場合はより多くの探索コストを費やす必要があるため、ユーザの作業量が爆発的に増大する。

上記の問題を解決する手段の一つとして、Support Vector Machine (SVM) や Neural Network (NN) を用いてユーザの評価を学習し、予測するアプローチが提案されている³⁾⁻⁷⁾。これらの方式を利用することで、ユーザの解候補評価における労力を軽減できるものの、十分な量のデータから学習を行う必要があること、および、探索中にユーザの嗜好が変化した場合に対応することが困難であるなどの問題がある。

また、一般に IEC では、ユーザとシステムの役割が固定的であり、システムが解候補の生成および量的な評価の実行、ユーザが質的な評価を行うことが多い。ユーザが持つ領域知識の広さ、深さ、十分さや、探索の進み具合によってユーザとシステムの役割分担は変化することが望ましい。例えば、探索の終盤で局所探索を行う際は、ユーザが毎世代評価を行わなくとも、システムの探索の過程を観察し、必要な場合にのみ操作を行えばよい。また、十分な領域知識を持つユーザが問題を解く際は、ユーザが手動で解の大枠を構成し、システムはその結果を学習することが望ましい。

本研究では、質的と量的の双方の目的関数を含むデザイン問題において、ユーザとシステムが協調して進化計算を行う方式を提案する。本論文では、提案する方式を CEUS (Co-operative Evolution by User and System) と呼ぶ。CEUS は、ユーザとシステムの間で、

^{†1} 鹿児島大学理工学研究科情報生体システム工学専攻

Department of Information Science and Biomedical Engineering, Graduate School of Science and Engineering, Kagoshima University

ごく少ないユーザの操作から動的に学習を行うこと、および、対話型・非対話型の進化計算を統合することにより、ユーザとシステムの間で探索の役割分担を動的に調整できる点が特徴である。これにより、ユーザの負担を増大することなく、質的、量的の双方の評価関数の最適化を行うことができる。

また、本論文では、提案する CEUS を 2 次元コード装飾問題に適用する。この問題は、コードの機械可読性やイラストのサイズなどの量的な評価基準、および、イラスト間の暗黙の制約やユーザの嗜好などの質的な評価関数の双方を最適化するように、コードに重畳するイラストの位置を求める問題である。実装したシステムを用いて評価実験を行い、提案する CEUS を使用することで、ユーザが探索の役割分担を動的に調整できること、および、ユーザの収束的思考を支援できることを示す。

2. 関連研究

2.1 対話型進化計算におけるユーザの労力の軽減

入出力インタフェースの改善、解探索の高速化、ユーザ評価の学習などにより、IEC のユーザの操作労力の軽減を図る研究が行われている^{1),2)}。

ユーザによる評価を予測する方式として、ファジィ推論や NN によって適応度を推定する方式^{3)-5),7)}が提案されている。上記の方式の多くは、精度の高い評価値の予測が期待できるものの、良好な学習を行うために多数のサンプルが必要である。このため、探索序盤でユーザによる操作が必要になる、以前の試行で得られた学習結果を利用するためユーザの嗜好の動的な変更への追従が困難であるなどの問題がある。

一方、IEC と nIEC を組み合わせることでユーザの疲労を軽減する試みも行われている⁸⁾⁻¹¹⁾。上記の方式の多くは、ユーザの領域知識や探索の進み具合によらず、対話のタイミングや役割分担が固定的である。

2.2 2次元コード装飾

2次元バーコードの一種である QR コードは、リードソロモン (Reed-Solomon: RS) 符号¹²⁾を用いることで、データの誤りを検出、訂正することができる。近年、RS 符号の誤り訂正能力を利用して、QR コードにイラストを重畳し、その装飾性や視覚的誘因性を高めることが行われている。イラストを埋め込む場合は、RS 符号の分布とイラストの形状、サイズなどを考慮して、1 つの RS ブロックに欠損が集中しないように適切な位置を探索し、各 RS ブロックの訂正能力を最大限に活かすようなイラストの配置位置を選択する必要がある。このため、QR コードについての知識を十分に持つデザイナーであっても、複雑な RS ブ

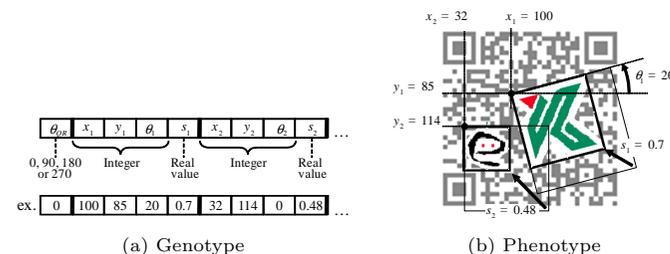


図 1 染色体表現

Fig.1 Chromosome representation.

ロックの配置とイラストの形状を考慮して、機械可読性とイラストサイズ、適切な角度などをすべて同時に最適化することは困難である。

本研究では、QR コードへイラストを挿入する問題を、 $(4 \times N_i + 1)$ 次元の設計変数を含む最適化問題として扱う。 N_i は挿入するイラストの数を表し、イラスト毎に配置座標 x_i , y_i , 拡大縮小率 s_i , 配置角度 θ_i の 4 つの変数を用意する。また、QR コードの回転角度を変数 θ_{QR} として用意する。 θ_{QR} は $0^\circ, 90^\circ, 180^\circ$ または 270° のいずれかの値をとる変数であり、 x_i, y_i, θ_i は $[-180, 180]$ の整数値、 s_i は実数値とする。図 1 に、本問題における設計変数を示す。遺伝的アルゴリズムを用いる場合は、遺伝子コードが図 1(a) に示す設計変数列に、表現型が図 1(b) に示すイラスト入り QR コードとなる。

著者らは、nIEC により 2 次元コードを自動的に装飾する方式を提案した¹³⁾。本方式は、機械可読性を維持しつつイラストのサイズを可能な限り最大化し、2 次元コード上の最適な位置を求める方式である。複数のイラストを 2 次元コードに重畳する場合であっても機械可読性を維持した装飾が可能であるものの、イラスト単体またはイラスト間の暗黙の条件、ユーザの嗜好などを探索に反映させることが困難であった。

3. 提案する方式

3.1 基本方針

本論文で提案する CEUS ごく少数の操作からのユーザの評価値の予測、および、対話的探索と非対話的探索の統合による探索役割の動的な切り替えにより、ユーザの疲労を抑えつつ質的、量的な目的関数の最適化を行う。CEUS の基本的なアイデアを以下に示す。

(1) 適応度を数値として表現し、質的な目的関数の値の推定を行う。

一般の IEC では、ユーザによる操作をもとに選択を行い、数値化された適応度を持たない方式がある。CEUS において適応度は明示的な数値を持つものとする。CEUS は質的、量的な目的関数を同時に最適化する問題を対象とするが、多目的最適化問題として解くことも、単目的に近似して最適化を行うことも、原理的にはいずれも可能である。言い換えれば、問題の特性や目的に応じて単目的または多目的の進化計算を用いればよく、重み付き線形和などで単目的の最適化問題として解くことが妥当である場合や、単一の近似解を発見できればよい場合は、単目的の進化計算を行えばよい。同様に、CEUS ではモデル化した問題に応じた任意の進化計算手法を利用可能である。以後、本論文では、遺伝的アルゴリズムを用いることとして説明を行う。本研究で対象とする 2 次元コード装飾問題は、バーコードの機械可読性とイラストサイズの間トレードオフの関係があるものの、重畳可能なイラストの最大面積は RS 符号のエラー訂正能力からおおよそ推定できるため、各目的関数の重み付き線形和により適応度を定義する¹⁴⁾。

(2) 事例ベース推論を用いてユーザの評価値を予測する。

本研究では、Case-Based Reasoning (CBR) を用いることで、ユーザの嗜好を推定する。SVM や NN などを用いてユーザの評価を推定する方法と比較すると、CBR を用いる場合は、獲得した事例を直接再利用するため、ごく少数のユーザの操作からでもユーザの評価を推定できる。また、ユーザの嗜好が探索中に変化した場合であっても、CBR は逐次的な学習に強いいため、ユーザの嗜好の変化に対応できる。

(3) ユーザとシステムの間で探索の役割をユーザが動的に調整する。

CEUS では、ユーザが主体となって操作のタイミングや探索の役割分担などを指定する。本論文では、個体の生成および評価などの処理を探索における役割とみなす。CEUS では、IEC と nIEC を統合し、ユーザが探索の役割を任意の時点で変更できる。一般の IEC では、質的な評価はユーザに行われる必要があるが、CEUS ではシステムが推定することが可能であるため、非対話型の探索を行っている際でも質的な目的関数を考慮した最適化を行うことができる。

3.2 構成要素と処理手順

提案する方式の構成および処理手順を図 2 に、インタフェースを図 3 に示す。本方式は、ユーザによる中断の指示がない場合は、nIEC 探索を行い続ける。事例ベース内に事例が存在する場合は、事例を用いてユーザの評価値を予測して適応度の計算に用いる。また、各世代の解候補をユーザに提示する。

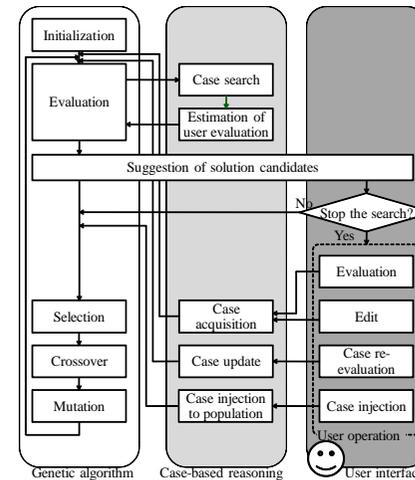


図 2 提案する方式の構成と処理手順
Fig. 2 Structure and process flow.



図 3 提案する方式のインタフェース
Fig. 3 The user interface.

ユーザは提示された個体を観察し、気に入った個体が生成された場合や、気に入らない個体ばかりが生成される場合に、探索の中断を指示し、任意の個数の個体に評価値を付与する。また、染色体を直接編集 (Direct Manipulation: DM) することもできる。評価値を付与された個体および直接編集された個体は、事例として事例ベース内に保存され、以後の探索で利用される。一度事例ベース内に保存した個体は、任意の時点で評価値を変更することが可能である。獲得した事例を集団中に再投入 (Case injection) することも可能である。

提案する方式における nIEC 探索は、アルゴリズムの振るまいが既知であることから、実数遺伝子を用いる遺伝的アルゴリズム (Real-Coded Genetic Algorithm: RCGA) を用いる。遺伝的操作として、Blended Crossover (BLX- α)⁵⁾ および一様突然変異 (Uniform mutation) を用いる。世代交代は、上位個体の一部をエリート個体として次世代に残し、他の個体は単純 GA により入れ換える。複製選択はルーレットによる復元抽出、生存選択はエリート以外の親個体と子個体を入れ換えることで行う。

本方式では解候補の再生成と評価の役割分担を、ユーザとシステムとの間で動的に調整す

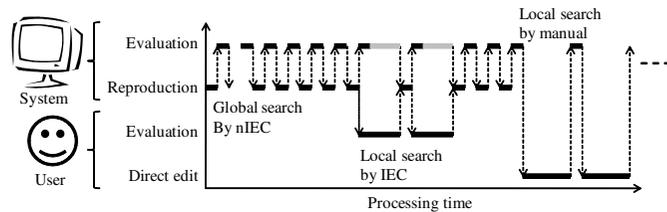


図 4 ユーザとシステムの協調による探索の例

Fig. 4 Example of user-system collaboration in the proposed CEUS.

ることで、ユーザの要望に応じた様々な協調による最適化を可能とする。例を以下に示す。

- (1) 探索の序盤は解候補の編集や評価を手動で行い、中盤以降は nIEC により自動で探索を行う。ユーザが対象とする問題に対して十分な知識と経験を持つ場合、手動で解を大まかに編集することにより有望な探索の集中化を行うことで、望ましい解を早期に発見できる。
- (2) 序盤は自動で探索を行い、中盤以降はユーザの手で解候補の編集と評価を行う。ユーザが対象問題に対して十分な知識や経験を持たない場合、ある程度探索が収束し、方向性が理解できたところで手動で編集と評価を行う。
- (3) 基本的に自動で探索を行い、ユーザが必要と思ったタイミングで、編集や評価を行う。以上のように、提案する CEUS は、nIEC のみの非対話的探索から、手動のみによる探索まで、探索の役割分担をシステムとユーザの間で動的かつ任意に調整できる。

3.3 適応度

提案する方式は、解候補 C の適応度 $F(C)$ を、バーコードの可読性 $R(C)$ 、イラスト配置の品質（装飾性） $Q(C)$ 、ユーザの嗜好度 $P(C)$ の 3 つの観点から算出する。

$$F(C) = R(C)^{w^{(r)}} \times (1 - w^{(p)}) \cdot Q(C)^{w^{(q)}} + w^{(p)} \cdot P(C) \quad (1)$$

ここで、 $F(C)$ 、 $R(C)$ 、 $Q(C)$ 、および $P(C)$ は $[0, 1]$ の実数値である。 $w^{(p)}$ はユーザの嗜好度を重視する度合いを表す重みであり、 $0 \leq w^{(p)} \leq 1$ である。可読性 $R(C)$ 、装飾性 $Q(C)$ については文献¹³⁾を参照されたい。

本方式では、9 段階の嗜好度をユーザが設定する。3.4 節で後述するユーザの嗜好度の予測を行う際も、予測した嗜好度を 9 段階に量子化する。ユーザが解候補に嗜好度を付与する際は、1 から 9 の離散値で嗜好度を表すが、適応度を計算する際は $[0, 1]$ の範囲で嗜好度を

正規化する。

3.4 事例ベース推論によるユーザの嗜好度の予測

CBR により嗜好度の推定を行う際は、解候補 C の予想嗜好度 $\bar{P}(C)$ を、最近傍事例 C' の嗜好度 $P(C')$ 、 C と C' の距離 $d(C, C')$ から以下のように計算する。

$$\bar{P}(C) = \max\{(T_p - d(C, C')), 0\} \times \frac{1}{T_p} \times (P(C') - 0.5) + 0.5 \quad (2)$$

解候補（または事例） C の変数を $x_i^{(C)}$ 、 $y_i^{(C)}$ 、 $s_i^{(C)}$ 、 $\theta_i^{(C)}$ とし、解候補 C と事例 C' の距離 $d(C, C')$ を以下の式により定義する。

$$d(C, C') = \max \left(\begin{array}{l} \max_{i=1}^{N_I} d_{Ecldn} \left((x_i^{(C)}, y_i^{(C)}), (x_i^{(C')}, y_i^{(C')}) \right), \\ \max_{i=1}^{N_I} d_{scale} \left(s_i^{(C)}, s_i^{(C')} \right), \\ \max_{i=1}^{N_I} d_{angle} \left(\theta_i^{(C)}, \theta_i^{(C')} \right) \end{array} \right) \quad (3)$$

ここで、 $d_{Ecldn} \left((x_i^{(C)}, y_i^{(C)}), (x_i^{(C')}, y_i^{(C')}) \right)$ は、 C と C' におけるイラスト i のユークリッド距離を正規化した距離、 $d_{scale} \left(s_i^{(C)}, s_i^{(C')} \right)$ はサイズの差を正規化した距離、 $d_{angle} \left(\theta_i^{(C)}, \theta_i^{(C')} \right)$ は回転角度の差を正規化した距離を表す。すなわち、解候補と事例の距離は、イラスト間の位置、サイズ、角度のうち最も似ていない（距離の大きい）要素により決定される。

4. 評価実験

4.1 準備

提案する CEUS の有効性を評価するため、QR コードおよび 2 個のイラストを含む問題を用いて実験を行った。本実験では、下記の 4 つの方式を比較した。

- Rating all 法 (RA 法): 全ての個体を毎世代評価されることを想定した方式である。
- Choosing-one 法 (CO 法): 各世代で 1 個の個体を選択する方式である。
- CEUS w/o DM: 本論文で提案する CEUS から直接操作を除いた方式である。
- CEUS w/t DM (CEUS): 本論文で提案する CEUS である。

すべての方式において、被験者は任意のタイミングで”Reset and step” ボタンを押してよいものとした。一方、本実験の CEUS w/o DM および CEUS w/t DM において、事例の

編集および集団への injection は行わないものとした。これは、探索の役割分担の動的制御およびユーザの嗜好度の予測の効果を評価したいためおよび、事例ベースの操作を含めた場合に短時間で習熟が困難であったためである。

情報系の専攻の大学生および大学院生 15 名、その他の専攻の大学生および大学院生 21 名の合計 36 名に被験者として実験を依頼した。まず、イラストを 1 個含む問題を用いて、各手法を 5 分間ずつ操作することで習熟し、4 手法についてトレーニングを行った後に評価実験を行った。満足できる解を発見するか、5 分程度の時間が経過するか、疲労を感じるまで、被験者は実験を継続するものとした。各手法で問題を解いた後、アンケート形式による主観評価を行った。実数 GA のパラメータは文献¹⁴⁾に従って決定した。

4.2 主観評価結果

各手法で問題を解いた後、下記のアンケート項目に 5 段階評価で回答を依頼した。

- [Q1] 「得られた解は、満足できるものであったか？」
- [Q2] 「得られた解は、探索序盤に想定した解と似ていたか？」
- [Q3] 「得られた解は、想定していた解よりもよかったか？」
- [Q4] 「探索の過程で、予想外のよい解候補を提示することがあったか？」
- [Q5] 「探索の過程で、望ましい解は探索序盤から変化したか？」
- [Q6] 「この方式は、効率的にデザインを行えると思うか？」
- [Q7] 「この方式は、あなたの発想を助けると思うか？」

主観評価の結果を図 5 に示す。グラフ上部の中括弧にて示された組は、Friedman 検定を用いた多重比較において 5%水準で有意差があった組を示す。

図 5 の Q1 に着目すると、CEUS w/t DM, CEUS w/o DM, CO 法, RA 法の順に、得られた解の満足度が高いことがわかる。特に Q2 では、CEUS w/t DM が他の 3 手法よりも高い評価を得ており、染色体の直接操作による効果がユーザの嗜好に従ったよい解を発見するのに大きく貢献したことがわかる。Q3, Q6 についても Q1 と同様の傾向であり、CEUS w/t DM は RA 法や CO 法と比較してより満足度が高い解をより効率的に発見できると感じられたことがわかる。

一方、Q4 に着目すると、染色体の直接操作を行うことで、当初想定していなかった解を発見する機会が低下することがわかる。Q5 も同様の傾向であり、DM は被験者の収束的思考を強める方向に作用することがみてとれる。これは、DM により被験者の望ましい解が明確化されてしまうこと、CBR によりユーザの嗜好を推定することで探索領域の集中化が促進されること、および、nIEC 探索を行った際に、世代あたりの個体の提示時間が短いため

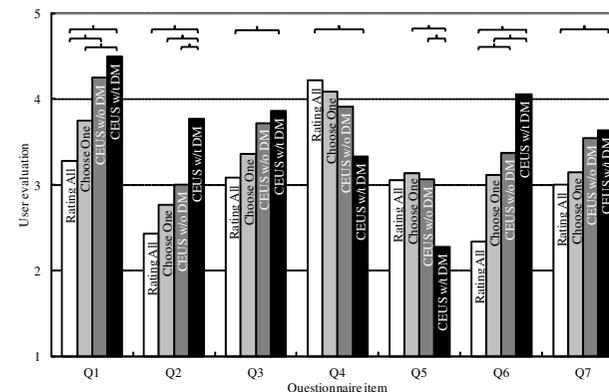


図 5 被験者による主観評価結果

Fig. 5 Results on subjective evaluation by the examinees.

に想定外の良好な解が目にとまる機会が減少してしまったことが原因であると考えられる。

4.3 適応度や探索の役割の推移

図 6 に、被験者 E_1 と E_2 が、CEUS w/t DM を用いて探索を行った際の目的関数の値の変化、および、探索の役割分担の変化を示す。探索の役割分担の変化の過程をみると、図 6(a) より、被験者 E_1 は初期集団に含まれる個体の染色体を直接操作し、その後 IEC と nIEC を行った。染色体を直接操作して得られた個体は装飾性が 0.9 程度と高いものの可読性が 0.2 程度と低かった。直後のシステムによる個体の生成により、可読性が 0.8 程度まで向上したものの装飾性は逆に 0.5 程度まで低下している。その後の IEC により、可読性が 1.0、装飾性が 0.8 弱まで改善されたことがわかる。

図 6(b) より、被験者 E_2 は探索開始直後は nIEC による探索を実行し、8 世代目に染色体を直接操作を行った。その後も nIEC 探索と直接操作を繰り返し、探索終盤の nIEC で装飾性が改善された解を発見した。

以上のように、CEUS w/t DM を用いた探索では、被験者が主体的に探索の役割を調整することで、可読性、装飾性、嗜好度を最適化したことがわかる。

5. おわりに

本論文では、ユーザの評価値を予測し、システムとユーザの間で動的に探索の役割を調整

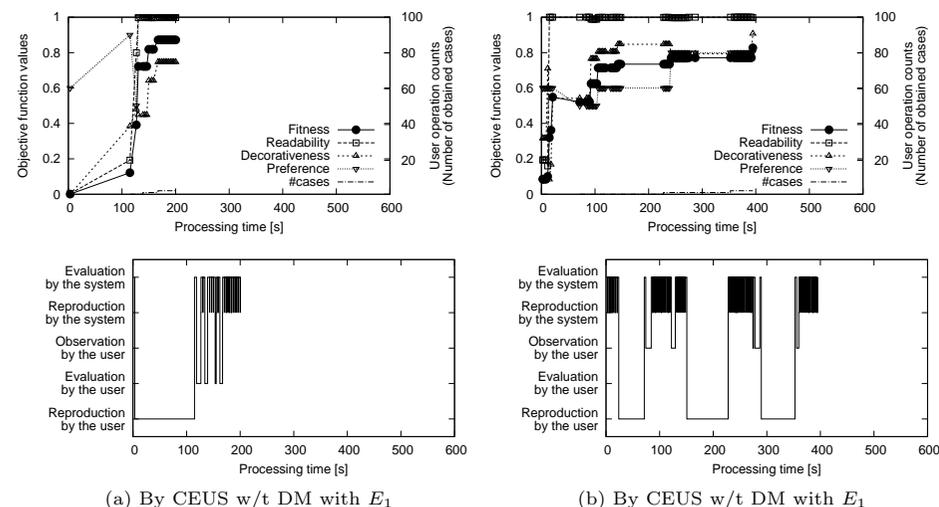


図 6 適応度および探索の役割の推移

Fig. 6 Transitions on values of fitness and search roll allocation.

できる CEUS を提案した。CEUS は、質的、量的な双方の評価を要するデザイン問題において、ユーザの労力を増大させることなく、ユーザによる質的評価に沿った高品質の解を効率的に見出すことができる。特に、ごく少ないユーザの操作から事例を獲得し、ユーザ評価の予測を行うことで、序盤の探索効率を改善することができる。また、解候補の生成、質的、量的な評価といった探索の役割を、ユーザが任意のタイミングで行えるため、ユーザ主体のデザイン過程を実現できる。

一方、デザイン発想支援の観点から考えると、CEUS によって支援される創造的思考の過程は収束的思考であり、より前の段階である発散的思考を支援しているとはいえない。今後、デザインや設計において不可欠な試行錯誤の過程を探索として表現し、ユーザの思考に欠けている要素や方法への気づきを支援するよう、CEUS の遺伝的オペレータや世代交代モデルを検討する。また、ユーザによる評価により時間を要するような問題へ CEUS を適用し、その有効性を検討する。

謝辞 本研究の一部は科学研究費補助金（課題番号：23700272）による。

参考文献

- 1) Takagi, H.: Interactive Evolutionary Computation – Fusion of the Capabilities of EC Optimization and Human Evaluation, *Proceedings of the IEEE*, Vol.89, pp.1275–1296 (2001).
- 2) 高木英行：IEC 研究の最近の話題，進化計算シンポジウム CD-ROM 予稿集 (2008).
- 3) Nishio, K., Murakami, M., Mizutani, E. and Honda, N.: Fuzzy Fitness Assignment in an Interface Genetic Algorithm for a Cartoon Face Search, *Genetic Algorithm and Fuzzy Logic Systems, Soft Computing Perspectives, Advances in Fuzzy Systems-Applications and Theory* (Sanchez, E., Shibata, T. and Zadeh, L.A., eds.), Vol.7, pp.175–192 (1997).
- 4) 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).
- 5) 大崎美穂，高木英行：対話型 EC 操作者の負担低減：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).
- 6) 雨宮明日香，三木光範，廣安知之：ユーザの嗜好に基づく初期個体生成を行う対話型遺伝的アルゴリズム，同志社大学理工学研究報告，Vol.50, No.1, pp.34–45 (20090400).
- 7) Machwe, A. T. and Parmee, I. C.: Introducing machine Learning within an Interactive Evolutionary Design Environment, *Proc. 9th International Design Conference (DESIGN2006)*, pp.283–290 (2006).
- 8) Machado, P., Romero, J., Cardoso, A. and Santos, A.: Partially interactive evolutionary artists, *New Generation Computing*, Vol.23, pp.143–155 (2005).
- 9) Tabuchi, M. and Taura, T.: Methodology for Interactive Knowledge Acquisition between Genetic Learning Engine and Human, *Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence*, Vol.11, No.4, pp.600–607 (1996).
- 10) Brintrup, A. M., Ramsden, J., Takagi, H. and Tiwari, A.: Ergonomic Chair Design by Fusing Qualitative and Quantitative Criteria Using Interactive Genetic Algorithms, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol.12, No.3, pp.343–354 (2008).
- 11) Kamalian, R., Takagi, H. and Agogino, A. M.: Optimized Design of MEMS by Evolutionary Multi-objective Optimization with Interactive Evolutionary Computation, *Proc. Genetic and Evolutionary Computation (GECCO 2004)*, Springer, pp.1030–1041 (2004).
- 12) Reed, I. S. and Solomon, G.: Polynomial Codes Over Certain Finite Fields, *SIAM Journal of Applied Mathematics*, Vol.8, pp.300–304 (1990).
- 13) Ono, S., Morinaga, K. and Nakayama, S.: Two-dimensional Barcode Decoration Based on Real-coded Genetic Algorithm, *Proceedings of the 2008 IEEE World Congress on Computational Intelligence (WCCI 2008)*, pp.1068–1073 (2008).
- 14) Ono, S. and Nakayama, S.: Fusion of Interactive and Non-Interactive Evolutionary Computation for Two-Dimensional Barcode Decoration, *Proceedings of the 2010 IEEE World Congress on Computational Intelligence (WCCI 2010)*, pp.2570–2577 (2010).
- 15) Eshelman, L. J., Mathis, K. E. and Schaffer, J. D.: Crossover Operator Biases: Exploiting the Population Distribution, *Proceedings of the 7th International Conference on Genetic Algorithms*, pp.354–361 (1997).