

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,a)} 中山 茂¹

受付日 2012年2月2日, 再受付日 2012年3月23日,
採録日 2012年3月28日

概要: 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.

キーワード: 対話型進化計算, 評価値推論, 遺伝的アルゴリズム, 事例ベース推論, デザイン支援

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

SATOSHI ONO^{1,a)} SHIGERU NAKAYAMA¹

Received: February 2, 2012, Revised: March 23, 2012,
Accepted: March 28, 2012

Abstract: 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.

Keywords: interactive evolutionary computation, fitness prediction, genetic algorithm, case-based reasoning, design support

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. 仮想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

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, Kagoshima 890-0065, Japan

^{a)} ono@ibe.kagoshima-u.ac.jp

問題を解くことができる。しかし、対話型進化計算では、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1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], [4], [5], [6], [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。たとえば、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ても、システムの探索の過程を観察し、必要な場合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。特に、デザイン支援などの問題では、ユーザの思考を妨げないことが重要であり、解候補の生成や評価などの探索における役割をユーザが主導する形で調整すること、およびユーザが任意のタイミングで任意の操作を行えることが望まれている。

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 (Cooperative Evolution by User and System) と呼ぶ。CEUSは、ユーザとシステムの間で、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させることなく、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

IECではユーザの負担が大きいことが課題であり、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、ファジィ推論によって適応度を推定する方式 [3], [4] や、ユークリッド距離や NN を用いて提示する解候補の評価値を予測し、操作者の評価の負担を軽減する方式 [5] が提案されている。また、SVMを用いて、設計変数空間を嗜好領域と非嗜好領域に分離し、初期個体を嗜好領域から生成する方式や [6]、ファジィ規則、Radial basis functions, 事例ベース推論 (Case-Based Reasoning: CBR) を用いてユーザ評価の予測を行うサブシステムを組み入れる方式 [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と非対話的なEC (Non-Interactive EC: 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。視覚的アートデザイン [8] や画像に基づく分類器の生成 [9] を対象として、一定世代の間 nIEC 探索を行った後にユーザが操作を行う準対話型 (semi-interactive) のECが提案されている。また、質的、量的な目的関数を含む問題を対象として、順列型、並列型、多目的型のIECが提案されている [10]。順列型の多目的IECとして、非対話型の多目的GAの後に単目的の対話型GAを行う方式 [11] なども提案されている。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、図1に示すように、位置検出パターンを四隅のうち3カ所に持ち、柵目状のデータパターンを含む。個々のデータパターンを表す最小の矩形をモジュールと呼び、QRコードの周囲には4セル分の余白が必要である。QRコードは数値、アルファベット、日本語など様々な情報を格納することができ、数字であれば最大7,089桁、英数字であれば最大4,296文字、漢字であれば最大1,817文字のデータを埋め込むことができる。

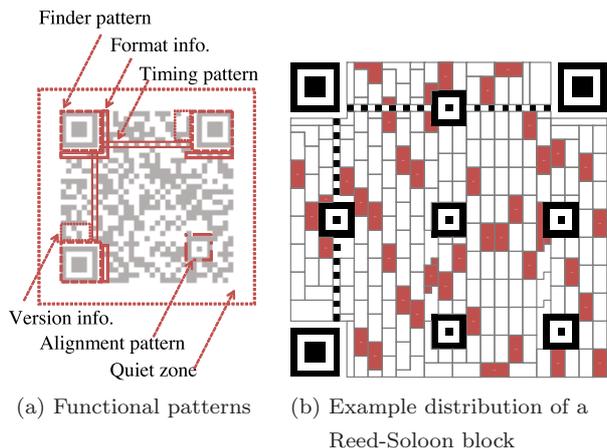


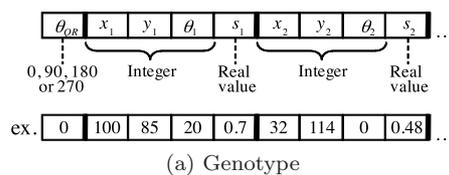
図 1 QR コード
Fig. 1 A QR code.

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。ハミング符号などと比較して、連続して発生する誤りを訂正できるなど、より高い誤り訂正能力を持つ。QR コードの誤り訂正能力はレベル L, M, Q, および H の 4 段階を設定することができ、それぞれ 7%, 15%, 25%, および 30% の損傷データを復元することができる。

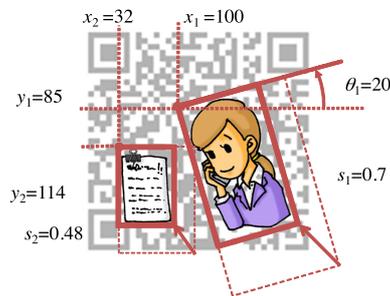
近年、RS 符号の誤り訂正能力を利用して、QR コードにイラスト*1を重畳し、その装飾性や視覚的誘因性を高めることが行われている。RS 符号のブロックは、局所的に多数の誤りが集中するバースト誤りに対する耐性を高めるため、図 1 (b) に示すようにコード全域に分散して配置される。このため、イラストを重畳する位置やサイズによっては誤り訂正を行えないことがある。一般に用いられるイラスト入り QR コードは、QR コードの中央付近にイラストが埋め込まれることが多い。他の位置やより大きいイラストを埋め込む場合は、RS 符号の分布とイラストの形状、サイズなどを考慮して、1つの RS ブロックに欠損が集中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、イラストごとに配置座標 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、

*1 本論文におけるイラストとは、実写画像、絵、記号、ロゴタイプ、ロゴマークなどを指す。



(a) Genotype



(b) Phenotype

図 2 染色体表現

Fig. 2 Chromosome representation.

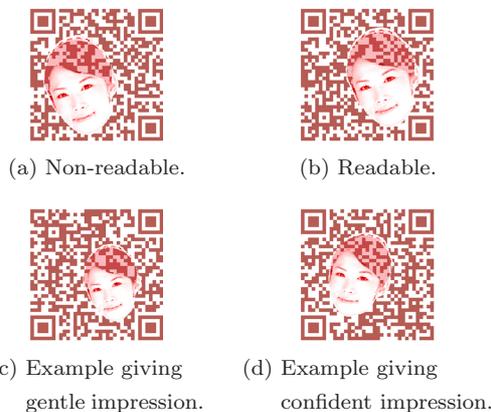


図 3 2次元コードの装飾の例
Fig. 3 Example decorated two-dimensional codes.

s_i は実数値とする。図 2 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 2 (a) に示す設計変数列に、表現型が図 2 (b) に示すイラスト入り QR コードとなる。

本問題では、2次元コードの視覚的誘因性を高めるためにイラストのサイズを最大化すると機械可読性が損なわれてしまうため、適切なイラストの位置やサイズを求めることは難しい。たとえば、図 3 (a) に示す 2次元コードは、イラストのサイズが大きく、位置が適切でないために機械可読性が低くデコードが困難であるが、同じイラストを若干移動させた図 3 (b) の 2次元コードは、デコードが可能である*2。

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ことができる。複数のイラストを

*2 NTT ドコモ N-07A に標準搭載されたバーコードリーダー、および、デンソーウェーブ製 QRdeCODE Ver.1.6.0 (iPhone 版) によりデコードを行えることを確認した。

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。本問題におけるユーザの嗜好とは、たとえば図3(c)および(d)に示すような、顔のイラストの傾きと位置により変化する印象(図3(c)は穏やかさを、図3(d)は自信を感じさせる)や、イラスト間の位置関係の妥当性を指す。デザイナーが手でイラストの位置を調整することは容易であるが、機械可読性を維持しつつイラストの位置、サイズ、傾きを最適化することは困難である。

以上のように、2次元コード装飾問題は、質的な目的関数(ユーザの嗜好)および量的な目的関数(機械可読性、イラストのサイズなど)を含み、かつ、それらが競合するデザイン問題であり、本論文で提案するCEUSの有効性を検証するための問題として好適である。

3. 提案する方式

3.1 基本方針

本論文で提案するCEUSは、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。いいかえれば、質的および量的な目的関数のいずれかが支配的である、トレードオフの関係にある、などの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い。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、単目的の進化計算としてモデル化することが適切である。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に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]。

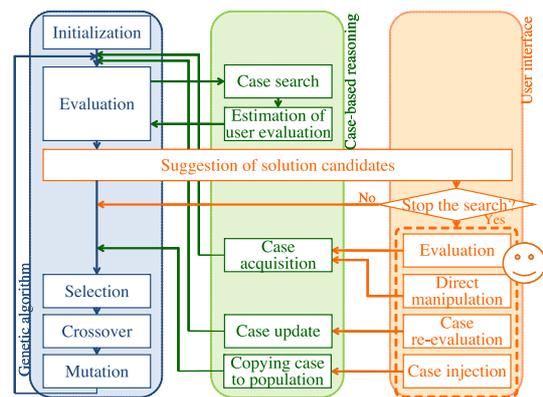


図4 提案する方式の構成と処理手順

Fig. 4 Structure and process flow of the proposed method.

(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見なす。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よって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4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。

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、ユーザは染色体を直接編集(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

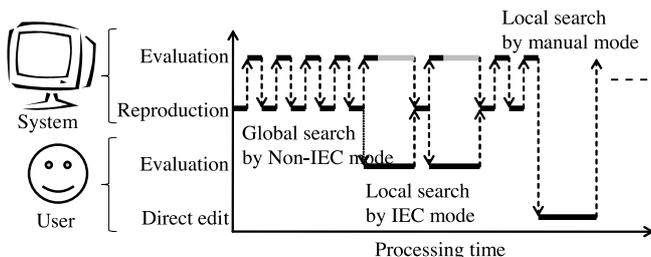


図 5 ユーザとシステムの協調による探索の例

Fig. 5 Example of user-system collaboration in the proposed CEUS.

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、アルゴリズムの挙動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) [15] 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。

3.2.1 ユーザとシステムの協調の例

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 (図 5)。
- (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。

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

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 $Q(C)$ 、および嗜好度 $P(C)$ について以下で述べる。

3.3.1 QR コードの可読性

提案する方式では、様々な種類の携帯電話でデコードを行えるよう、複数のソフトウェアデコーダを用いて解候補 C の可読性 $R(C)$ を評価する。 $R(C)$ は、デコードの成功度合いおよび以下の式 (2) に従って算出する。

$$R(C) = \frac{\sum_k r_k(C) \times w_k^{(r)}}{\sum_k w_k^{(r)}} \quad (2)$$

$r_k(C)$ はデコーダ k のデコード結果により算出され、デコード k が C を正しくデコードできた場合は $r_k(C) = 1$ 、デコードに失敗した場合は、エラーの度合いに応じて $r_k(C)$ の値を 1 から減点する。デコードに失敗した場合に、デコーダ k がエラーの度合いを出力することができない場合は $r_k(C) = 0$ とする。 $w_k^{(r)}$ は各デコーダの重みを表すパラメータである。

本論文では、ソフトウェアデコーダとして、有限会社サイテックが販売する QR コードデコードライブラリ*3、およびオープンソース QR コードライブラリ*4を用いる。サイテックのデコーダを利用する場合は、デコード失敗時の誤りの割合に関する情報を用いることはできない。オープンソースのデコーダを利用する場合は、デコード結果と埋め込んだ情報との間で一致する割合をビット単位で求め、デコード失敗時の誤りの割合とする。

3.3.2 装飾性

イラスト配置の品質 $Q(C)$ は、以下の式 (3) を用いて計算する。

$$Q(C) = \prod_l q_l(C)^{w_l^{(q)}} \quad (3)$$

本章で提案する方式はイラスト入り静止画 QR コードを作成するものであり、 $Q(C)$ を計算するために、4 項目を評価する。各項目の評価値 $q_l(C)$ は 0 から 1 の間で正規化されており、重み $w_l^{(q)}$ によって重要度が調整される。

$q_1(C)$ は、 C に含まれるイラストどうしの重なり具合をもとに計算される評価値であり、イラストが重なる場合は $q_1(C)$ の値が低下する。

$$q_1(C) = \max \left(1 - \sum_{i=1}^{N_I} \frac{S_i^O}{S_i}, 0 \right) \quad (4)$$

*3 QR コードデコードライブラリ (有限会社サイテック)
<http://www.psytec.co.jp/product/03/>

*4 オープンソースの QR コードライブラリ開発プロジェクト
<http://qrcode.sourceforge.jp/>

ここで、 N_I は C に埋め込まれるイラストの総数、 S_i はイラスト i の面積、 S_i^O はイラスト i において他のイラストによって覆われる部分の面積を示す。

$q_2(C)$ は、QR コード外へのイラストのはみ出し具合をもとに計算される評価値であり、イラストが QR コード外へはみ出すほど $q_2(C)$ の値が低下する。

$$q_2(C) = \max \left(1 - \sum_{i=1}^{N_I} \frac{S_i^O}{S_i}, 0 \right) \quad (5)$$

ここで、 S_i^B はイラスト i において QR コードの領域をはみ出している部分の面積を示す。

$q_3(C)$ は、イラストの総面積に基づく評価値であり、QR コードに対してイラストの占める割合が大きすぎる、または小さすぎる場合は $q_3(C)$ の値が低下する。

$$q_3(C) = \min \left(\frac{\sum_{i=1}^{N_I} S_i}{\beta \times S_{QR}}, 1 \right) \quad (6)$$

ここで、 S_{QR} は QR コードの面積を示し、 β はイラストの総面積と QR コードの比の目安となるパラメータである。

$q_4(C)$ はイラストの拡大縮小率のばらつきに基づく評価値であり、イラスト間の拡大縮小率に大きな差がある場合は $q_4(C)$ の値が低下する。

$$q_4(C) = \frac{\min_{i=1, \dots, N_I} s_i}{\max_{i=1, \dots, N_I} s_i} \quad (7)$$

ここで、 $\max s_i$ および $\min s_i$ はそれぞれ、拡大縮小率の最大および最小の値を示す。

$q_5(C)$ 、 $q_6(C)$ および $q_7(C)$ はそれぞれ、位置検出パターン、タイミングパターン、および、フォーマットパターンがイラストに覆われていないかを表す評価値であり、イラストがそれぞれのパターンと重なっている場合は $q_5(C)$ 、 $q_6(C)$ または $q_7(C)$ の値が低下する。

$$q_5(C) = \sum_{j=1}^3 \frac{S_{PD_j}^{covered}}{S_{PD_j}}, \quad (8)$$

ここで、 S_{PD_j} は j 番目の位置検出パターンの面積を表し、 $S_{PD_j}^{covered}$ はイラストによって隠された位置検出パターンの面積を表す。位置検出パターンは QR コードの位置を特定するために利用されるため、位置検出パターンがイラストによって隠されると携帯電話に搭載されたデコーダが QR コードの位置を特定することが困難になる。

$$q_6(C) = \sum_{j=1}^2 \frac{S_{TP_j}^{covered}}{S_{TP_j}}, \quad (9)$$

ここで、 S_{TP_j} は j 番目のタイミングパターンの面積を表し、 $S_{TP_j}^{covered}$ はイラストによって隠されたタイミングパターン

の面積を表す。タイミングパターンは各モジュールを認識するために利用される。

$$q_7(C) = \sum_{j=1}^2 \frac{S_{FP_j}^{covered}}{S_{FP_j}}, \quad (10)$$

ここで、 S_{FP_j} は j 番目のフォーマットパターンの面積を表し、 $S_{FP_j}^{covered}$ はイラストによって隠されたフォーマットパターンの面積を表す。フォーマットパターンには、誤り訂正レベルやマスクパターンの情報が含まれる。マスクパターンは、ポジティブまたはネガティブなモジュールの局所的な集中や、位置検出に似たパターンの生成を避けるために用意されている 8 種類のマスクを識別する 3 ビットのコードである。

3.3.3 ユーザの嗜好度

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

提案する方式では、ユーザにより評価されていない解候補の嗜好度を、CBR を用いて推定する。

各事例は、個体に含まれる染色体とユーザにより付与された嗜好度との組からなり、それぞれはユーザの嗜好度を予測する問題における入力と出力に相当する。ユーザにより個体に対して操作や評価が行われた結果はすべて事例ベースに事例として保存される。矛盾する事例が存在する場合は、新しい事例を優先して事例ベースに保存する。

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。

$$\begin{aligned} \bar{P}(C) &= \max\{(T_p - d(C, C')), 0\} \\ &\times \frac{1}{T_p} \times (P(C') - 0.5) + 0.5 \end{aligned} \quad (11)$$

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。

$$d(C, C') = \max \left(\begin{array}{l} \max_{i=1}^{N_I} d_{Eclndn} \left((x_i^{(C)}, y_i^{(C)}), (x_i^{(C')}, y_i^{(C')}) \right), \\ \max_{i=1}^{N_I} d_{scale} \left(s_i^{(C)}, s_i^{(C')} \right), \\ \max_{i=1}^{N_I} d_{angle} \left(\theta_i^{(C)}, \theta_i^{(C')} \right) \end{array} \right) \quad (12)$$

ここで、 $d_{Eclndn} \left((x_i^{(C)}, y_i^{(C)}), (x_i^{(C')}, y_i^{(C')}) \right)$ 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、



図 6 提案する方式のインタフェース

Fig. 6 The user interface of the proposed method.

$d_{angle}(\theta_i^{(C)}, \theta_i^{(C')})$ 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。

3.5 インタフェース

提案する方式のユーザインタフェースは、図 6 に示すように、進化計算部における解候補の表示・編集ウィンドウおよび事例ベース推論部における事例の表示・編集ウィンドウからなる。

解候補の表示・編集ウィンドウでは、ユーザは解候補の詳細や適応度を知ることができ、探索の実行、1世代のみの探索実行、探索の中断を指示することができる。また、探索を中断した際は、任意の解候補の嗜好度を付与することができるほか、各イラストの位置やサイズ、角度などを指定することも可能である。ユーザによってイラストの位置などを直接編集された解候補の嗜好度は自動的に最も高い値が設定される*5。ユーザにより嗜好度が付与された解候補および編集が行われた解候補は、探索を再開した際に事例として事例ベースに格納される。

事例の表示・編集ウィンドウでは、ユーザはこれまでに事例ベースに格納された事例の詳細を知ることができる。一度獲得した事例は、任意の時点でその嗜好度を再設定することができるほか、事例の削除を行うことも可能である。

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、2次元コード装飾問題を用いた実験を行った。本実験で用いた問題は、

*5 ユーザにより変更も可能である。すなわち、嗜好度の低いネガティブな解候補を手動で作成することも可能である。



図 7 実験で用いた QR コードとイラスト

Fig. 7 QR code and illustrations used in the experiment.

図 7 に示す QR コードおよび 2 個のイラストを含んでおり、背景となる QR コードの機械可読性を維持しつつ、被験者の美的感覚を満たすように QR コード上に 2 個のイラストを配置する。イラストのサイズが大きいくほど 2 次元コードの視覚的誘因性が高まる一方、機械可読性が損なわれやすくなる。また、顔のイラストと手のイラストが自然な位置関係となるように被験者を暗に促す弱い制約を含んでいる。

本実験では、下記の 4 つの方式を比較した。

- **Rating all 法 (RA 法)**：すべ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。本実験では必ずしもすべての個体を評価しなくてもよいものとした。
- **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 における直接操作の影響を検証するため、CEUS w/o DM を用意した。CO 法と異なり、被験者は IEC と nIEC を任意のタイミングで切り替え、任意の個数の解候補を評価する。また、システムは被験者の嗜好度の予測を行う。
- **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の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*6。実験を行う手法の順序は、被験者ごとにランダムに決定した*7。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させ、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

*6 実験結果は被験者の結果を区別せずに集計した。これは、情報系の専攻の学生とそれ以外の学生とで、得られた解の品質や処理時間などについて水準 5% の t 検定を行ったところ実験結果に有意な差がみられなかったためである。

*7 手法をテストする順序に注目して Bonferroni の多重比較を行ったところ、5%水準で有意差はみられなかった。

表 1 パラメータ設定

Table 1 Parameter configurations.

Parameter	Value
Number of individuals	18
Number of elites	2
Crossover	BLX- α
α	0.2
β	0.3
Crossover rate	0.89
Mutation rate	0.03
Generations	$N_I \times 100$
$(w^{(r)}, w^{(a)}, w^{(p)})$	(2.0, 1.0, 0.5)
$(w_1^{(r)}, w_2^{(r)})$	(0.8, 0.2)
$(w_1^{(a)}, w_2^{(a)}, w_3^{(a)}, w_4^{(a)}, w_5^{(a)}, w_6^{(a)}, w_7^{(a)})$	(0.5, 0.5, 1.0, 0.5, 0.2, 0.1, 0.1)
T_p	0.2

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。

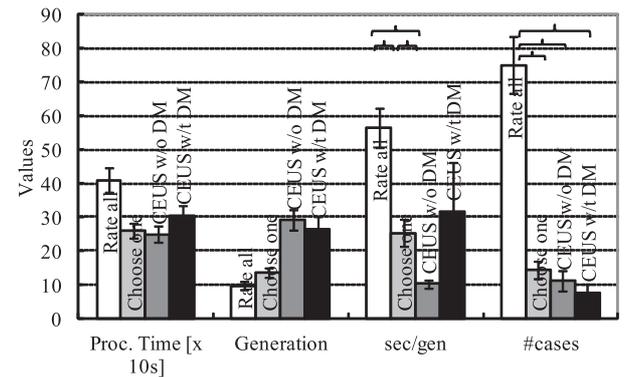
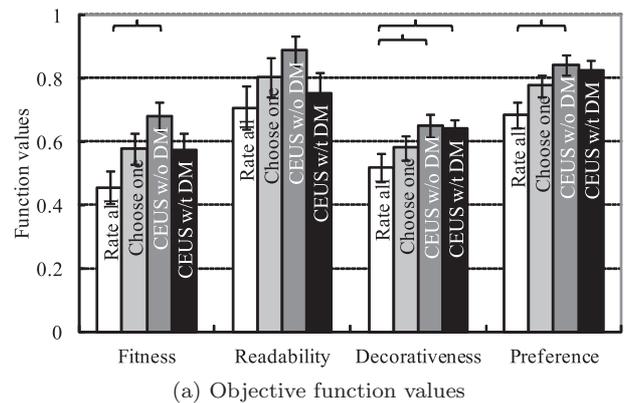
実数 GA のパラメータは表 1 に示すように設定した。 $w^{(r)}$, $w_1^{(r)}$ などのパラメータの設定値は、先行研究 [13], [14] において経験的に得られたものである。たとえば、機械可読性を評価するためのデコーダ間の重み $w_1^{(r)}$, $w_2^{(r)}$ はそれぞれ市販のデコーダおよびオープンソースのデコーダのデコード結果を重視する割合を示しており、市販のデコーダによる結果を重視するよう $(w_1^{(r)}, w_2^{(r)}) = (0.8, 0.2)$ と設定した。実験には、PC/AT 互換機 (CPU: 2.53 GHz, RAM: 4 GB) を使用した。

4.2 実験結果

4.2.1 得られた解の品質の比較

探索によって得られた最良解の評価関数の値、発見までに要した処理時間、世代数、世代あたりの処理時間、および、ユーザ操作の回数について、手法ごとの平均を図 8 (a) および (b) に示す。図 8 において、エラーバーは標準誤差を表し、グラフの上部に中括弧で示された要素間は、各項目で Bonferroni の多重比較を行い 5%水準で有意差があった要素間を示す。図 8 (a) より、得られた解の品質を比較すると、適応度、機械可読性、装飾性、嗜好度とも、RA を除いた 3 手法の間で有意な差はみられなかった。他の 3 手法ではすべての被験者が満足する解を発見できたが、RA を使用した場合は、2 名の被験者が満足する解を得られなかった*8。また、図 8 (b) より、ユーザの操作回数は RA が最も多い結果となったが、RA を除くと、CO, CEUS w/o DM, CEUS w/t DM の間で、ユーザの操作回数や探索終了までの世代数に有意な差はみられなかった。

*8 RA と CEUS との間に有意差がみられたのはこのためと考える。



(a) Objective function values
(b) Processing time, number of generations, and number of cases.

図 8 最良解の評価関数値、処理時間、世代数、ユーザ評価回数
Fig. 8 Function values of the best solutions, processing time, number of generations and user operation counts.

4.2.2 主観評価結果

本実験では、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良かったか？」
- [Q4]「探索の過程で、予想外の良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 9 に示す。グラフ上部の中括弧で示された組は、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 9 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分かる。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良い解を発見するのに大きく貢献したことが分かる。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

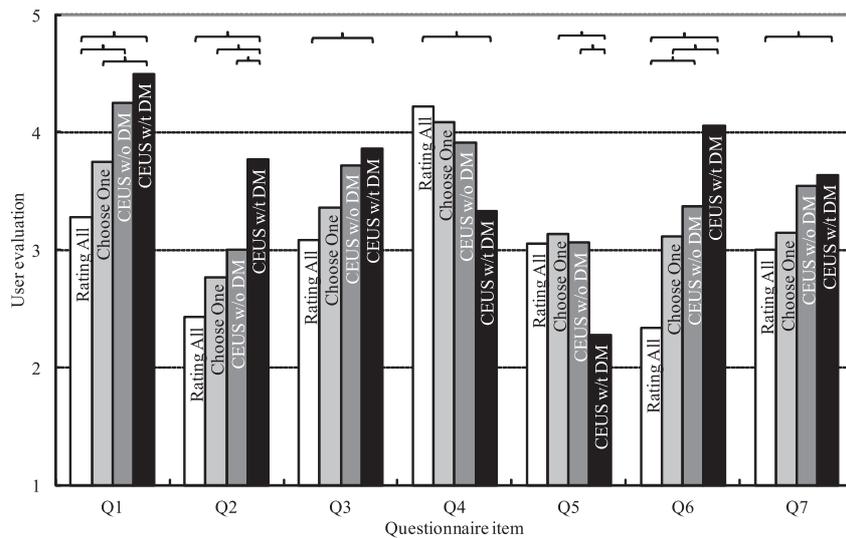


図 9 被験者による主観評価結果

Fig. 9 Results on subjective evaluation by the examinees.

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分かる。

一方で、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分かる。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GAの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。

4.2.3 適応度や探索の役割の推移

図 10 および図 11 に、被験者 E_1 と E_2 が、4つの手法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。図 10(a), (b) および図 11(a), (b) に示されている RA 法や CO 法の結果と比較して、図 10(c), (d) および図 11(c), (d) に示されている CEUS w/o DM および CEUS w/t DM を用いた場合は探索序盤から各目的関数の値が上昇していることが分かる。

また、CEUS w/t DM の結果において探索の役割分担の変化の過程をみると、図 10(d) 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分かる。

図 11(d) 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分かる。

4.3 出力例

提案する方式を使用して装飾を行った 2 次元コードの例を図 12 に示す。CEUS を用いて生成した際の適応度はそれぞれ、図 12(a) の例で 0.811、図 12(b) の例で 0.761、図 12(c) の例で 0.756 であった。各目的関数 (R, Q, P) の値はそれぞれ、図 12(a) の例で (0.800, 0.973, 1.000)、図 12(b) の例で (0.800, 0.818, 1.000)、図 12(c) の例で (0.905, 0.625, 1.000) であった。

図 12 より、提案する方式で装飾された 2 次元コードは、コード領域中央にイラストが配置された一般的な装飾 QR コードと比較して、複数のイラストやより大きいイラストが 2 次元コード領域内の様々な場所に配置されていることが分かる。本システムとは別に開発を行っている 2 次元コード品質評価システムを用いて各リードソロモンブロックにおける誤り訂正未使用率の平均値および最悪値を測定したところ、図 12(a) の例で 7.1% および 0.0%、図 12(b) の例で 51.2% および 30.7%、図 12(c) の例で 28.5% および 21.4% であった。特に、図 12(a) の例では、誤り訂正の機能を最大限に活かした装飾を実現できたことが分かる。

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

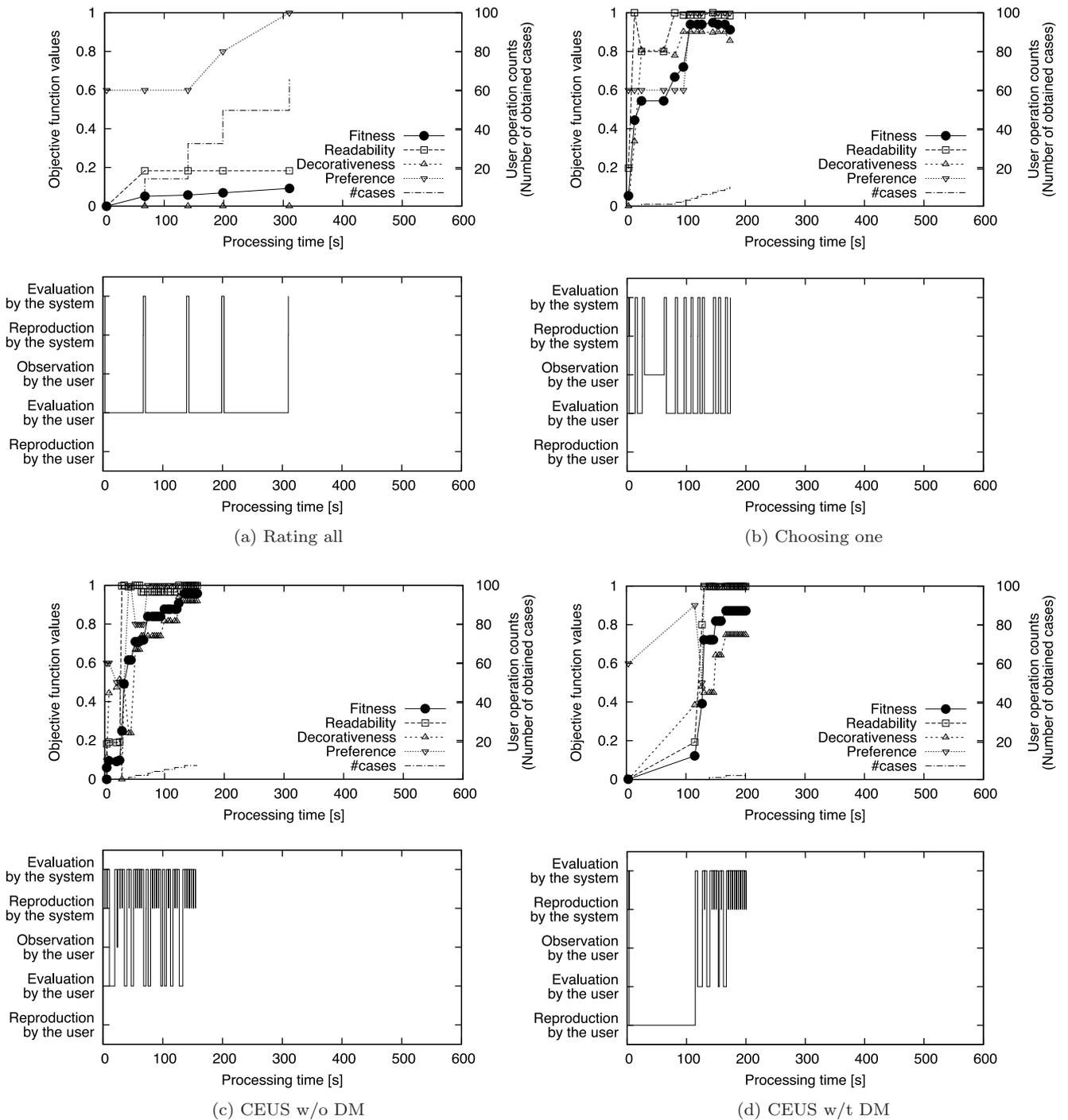


図 10 適応度, 各目的関数値, および探索の役割の推移 (被験者 E_1 の例)

Fig. 10 Transitions on values of fitness and objective functions and search roll allocation by E_1 .

ザによる質的評価に沿った高品質の解を効率的に発見することができる。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、本論文では、2次元コード装飾問題を用いて実験を行い、質的および量的な目的関数を含む問題のうち、ユーザが質的な評価をごく短時間で終わらせる問題、すなわ

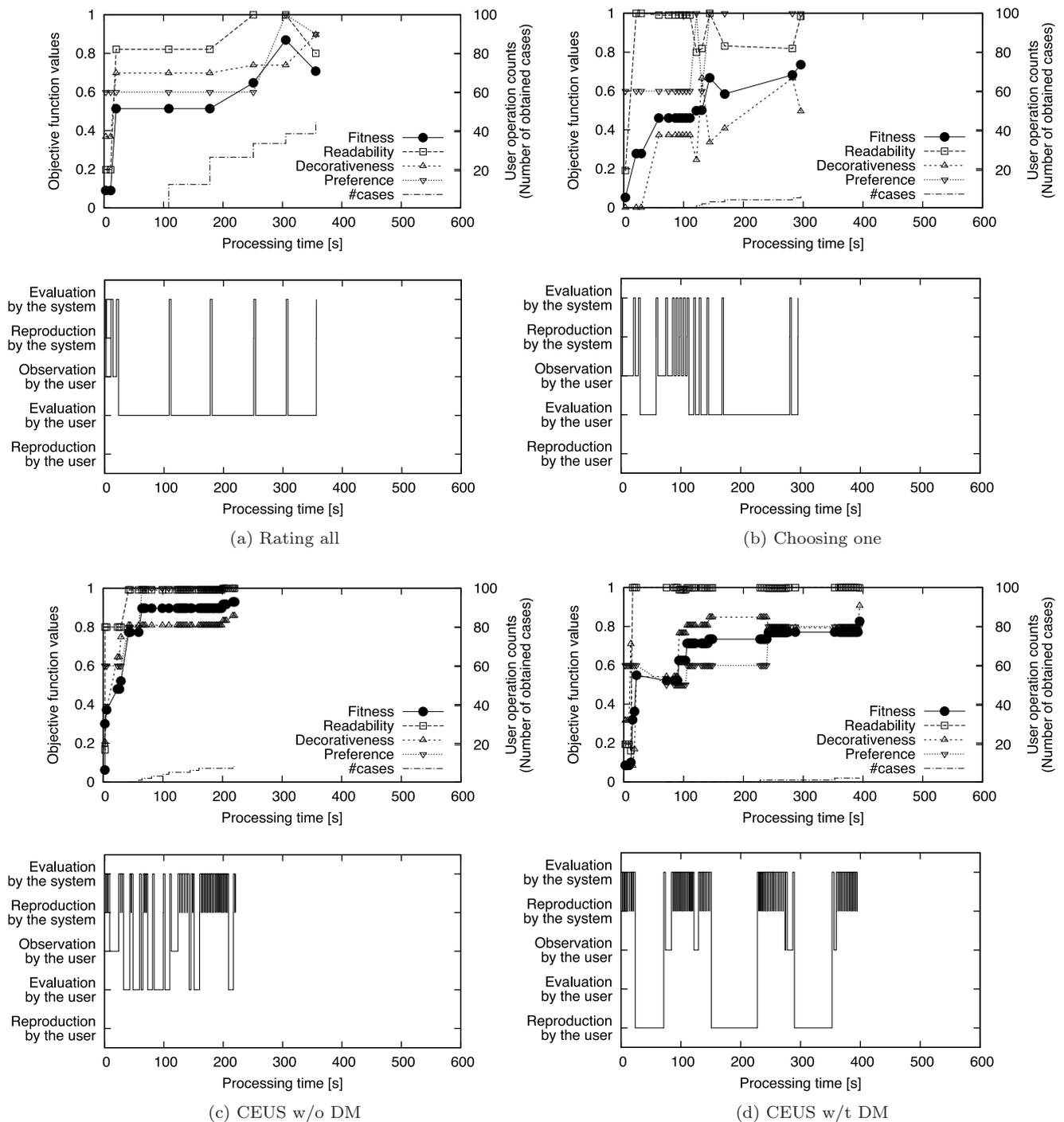


図 11 適応度、各目的関数値、および探索の役割の推移 (被験者 E_2 の例)

Fig. 11 Transitions on values of fitness and objective functions and search roll allocation by E_2 .



(a) Example 1. (b) Example 2. (c) Example 3.

図 12 CEUS で生成された装飾 2 次元コードの例

Fig. 12 Example decorated two-dimensional codes by CEUS.

ち、解候補を一覧表示できる問題において CEUS の有効性を示すことができたと考える。上記のような問題に対して、設計変数、目的関数、インタフェースを設計することで CEUS の適用が可能である。一方で、作曲 [16] や動画画像生成 [17] など、時間軸を含むような問題では、ユーザーに同時に提示できる解候補の個数が限られる。このような問題に対する CEUS の適用は今後の重要な課題である。

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, *Proc. 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 (2009).
- [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 Trans. 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)*, pp.1030–1041, Springer (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, *Proc. 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, *Proc. 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, *Proc. 7th International Conference on Genetic Algorithms*, pp.354–361 (1997).
- [16] Tokui, N. and Iba, H.: Music Composition with Interactive Evolutionary Computation, *Proc. Generative Art2000, the 3rd International Conference on Generative Art* (2000).
- [17] Unemi, T.: SBArt4 — Breeding Abstract Animations in Realtime, *Proc. IEEE World Congress on Computational Intelligence (WCCI 2010 – IEEE CEC 2010)*, pp.4004–4009 (2010).



小野 智司 (正会員)

2002年筑波大学大学院博士課程工学研究科修了。2001年日本学術振興会特別研究員。2003年鹿児島大学工学部情報工学科助手。2010年同大学大学院理工学研究科情報生体システム工学専攻准教授, 現在に至る。博士(工学)。進化計算とその応用の研究に従事。2010年 Int'l Symp. Artificial Life and Robotics Best paper award, 芸術科学会論文誌第8回論文賞, 2009年人工知能学会研究会優秀賞, 電子情報通信学会情報通信マネジメント研究賞等受賞。IEEE, 電子情報通信学会, 人工知能学会等各会員。



中山 茂 (正会員)

1977年京都大学大学院博士課程修了, 同年上智大学助手, 1981年京都工芸繊維大学助手, 1987年兵庫教育大学助教授, 1997年鹿児島大学工学部情報工学科教授。京都大学工学博士。1996年情報文化学会賞受賞。2000年九州工学教育協会賞受賞。主として, 量子情報工学, 群知能, 分散オブジェクト, 進化的アルゴリズムの研究に従事。システム制御情報学会, 日本工学教育協会各会員。