

パイプライン型遺伝的アルゴリズムを用いた対話的な画像散策

Interactive Image Browsing Using Pipeline-type Genetic Algorithm

北本 朝展

Asanobu KITAMOTO

文部省学術情報センター研究開発部

*National Center for Science
Information Systems (NACSIS)*

〒112 東京都文京区大塚 3-29-1

kitamoto@rd.nacsis.ac.jp

高木 幹雄

Mikio TAKAGI

東京理科大学基礎工学部電子応用工学科

*Department of Applied Electronics,
Science University of Tokyo*

〒278 野田市山崎 2641

Abstract This paper introduces an image browsing system, based on simulated breeding methods, for "looking around" an image database interactively. First users are requested to input the significance of each image based on their own viewpoint; these values are then interpreted as the fitness of genes, and the parameters associated with image retrieval are interactively optimized by queue-based (pipeline-type) genetic algorithm, which this paper proposes as a fit model for simulated breeding. Based on the scenario and the model of image browsing, satellite cloud image database is used for the experiments and evaluation of image browsing, and the history of image browsing is analyzed by the order of similarity-based retrieval. Results obtained from experiments demonstrate the usability of the proposed system.

Keywords simulated breeding, queue-based genetic algorithm, interactive image browsing, image database, similarity-based image retrieval, hierarchical attributed relational graph

1 はじめに

画像内容に基づいた画像検索技術の実現は、画像データベース研究の大きな課題である[1]。現在でも実用的な画像データベースの検索機能は画像に付加した文字情報の活用に止まるものが多いが、その一方で、種々の画像認識技術を活用し、画像特徴に基づくインデックスを自動的または半自動的に生成するアプローチに基づく研究も長年にわたって続けられている。これらのアプローチでは画像特徴間の類似度を計算し、画像内容に基づいた類似画像検索機能を実現しているシステムも多い。特に画像特徴と人間の主観や印象とを統計的な手法で関連付ける研究が近年は目立つようになり、現在では感性情報処理と呼ばれる一分野を形成するまでに成長している。このような画像内容に基づく画像検索技術を実現するための研究課題には、以下に述べるようないくつかの要素が

含まれている[2]。

1. 画像信号から多様な検索インデックスを自動生成できる強力なパターン認識技術。
2. 検索インデックスの認識誤りを許容する検索手法。
3. 各個人によって異なるデータ間の類似度定義に検索過程で適応できるようなメカニズム。

本論文は特に最後の要素に関連する研究、すなわち、個々の画像特徴に対応する検索パラメータを画像検索過程で対話的に調整することにより、各個人の検索目的に合わせた柔軟な画像検索機能を実現することを目標とする。このような機能を実現する一つの方法は、画像データベースの対話的なブラウジングを通して各個人の検索目的を暗黙的に学ぶ方法である。このような対話的な検索方法を本論文では「画像散策」と名付け、この種の処理に適した方法である模擬育種法を応用した、画像散策のモデル・シナリオ・システムなどに関する議論と提案を行う。また、この模擬育種法には本論文が提案する待ち行列型遺伝的アルゴリズムを適用し、画像検索パラメータを画像散策過程を通して対話的に最適化する。衛星画像データベース上での画像散策実験で得られた類似検索順位に基づく画像散策履歴の評価を通して、提案手法の利点についてまとめる。

2 画像散策とは

2.1 画像内容に基づいた画像検索技術

本論文の目的である、画像内容に基づいた画像検索技術を実現する前に考慮すべきポイントについて簡単に紹介する。まず第一に検索キーの形態について、これまでに以下のようないくつかの要素が提案されている。

1. 言語を用いる方法(名詞型 / 形容詞型)
2. 画像を用いる方法(例示画型 / スケッチ画型)

最初の言語を用いる方法について、まず名詞型の検索では画像に何が現れているかを認識する処理を基本とし

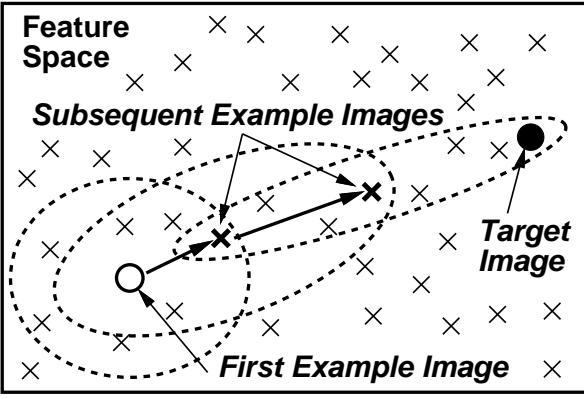


図 1: 画像散策による画像特徴空間の探索方法のモデル。

たキーワード検索型の処理が基本となるが、形容詞型の検索では、統計的手法などを用いて単語と画像との関連をあらかじめ計算し適切な類似度空間を構成しておくことで、漠然とした画像の印象などを扱った検索も可能となる。従って絵画を対象とした電子美術館システムなど多くの研究がこのアプローチを用いるようになった [3]。

次に画像を用いる方法では、画像内容の類似度が画像同士のマッチングによって計算されるため、言語では表現し切れない画像特徴を用いた検索も可能である。ただし例示画型の検索では、頭の中にイメージが想起されてはいるものの例示画が手元にないという場合に問題があり、またスケッチ画型の検索では、頭の中にある漠然としたイメージを意識的に想起して絵に描くという作業が、ユーザーに大きな負担をかけるという問題がある。本論文では両者の特徴を考慮し、二種類の画像を併用して画像検索を行う。

さて第二の問題として、検索パラメータの調整という問題を考える。ユーザーの検索目的によってどの画像特徴を重視するかが異なるので、個々の画像特徴または画像特徴の集合に対応する検索パラメータの調整は重要な問題である。多くの研究(例えば [4])では手動によるパラメータ調整法が用いられているが、検索パラメータの数が多くたり、検索パラメータの意味が人間の直観的な印象に適合しなかったりすると、手動によるパラメータ調整は非常に困難となる。そこで本論文では画像検索過程でユーザーから対話的に付与される「関心度」を、うまく検索パラメータにフィードバックさせる機構について考察する。

2.2 画像散策法：対話的な画像検索法

本論文では以上に述べたような対話的な画像検索法を、画像データベースを探し歩くというイメージを意図して「画像散策」と名付け、従来型の用語である「画像検索」と対比させて用いることにする。このようなインタラクティブな画像検索方法 [5] は以前から注目されてはいたが、本論文が提案するように多くの検索パラメータを対話的に調整し、多様な検索目的に対応し得る柔軟な画像検索法を実現するのは未だに挑戦的な研究課題と言つてよい。

さて本論文が用いる画像散策モデルの概念図を図 1 に示す。画像データベースに含まれる画像を仮想的な多次

元画像特徴空間に分布させた時、ユーザが探し出したい目標画像が黒丸で示される位置にあるとする。この画像を探し出すために本論文が用いる画像散策法の戦略を以下に示す。

1. 画像散策を開始する画像(白丸)として例示画またはスケッチ画を用意し、この画像を検索キーとして類似画像検索を実行する。
2. 検索された類似画像の中に、探し出したい目標画像に類似した画像があれば、それを新たな例示画に採用して再び類似画像検索を繰り返す。これは図 1において、目標画像により近い探索空間に移動して類似画像検索を続行する操作に相当する。
3. 類似画像検索された画像に対してユーザが関心度を入力する。この関心度は検索パラメータの調整機構にフィードバックされるため、ブラウジング過程で検索パラメータが徐々に最適化されるようになる。これは図 1において、探し出したい目標画像と例示画との距離がより小さくなるように、画像特徴空間の等類似度線(橢円¹)を変形させる操作に相当する。

本論文のモデルの特徴は、各画像に関心度を入力するという単純で負担の軽い操作を通してユーザーの検索目的を暗黙的に汲み取ることにより、インタラクティブで柔軟な画像データベースのブラウジング操作を追究する点にある。このような対話的な操作を実現するために適切な手法の一つに、模擬育種法と呼ばれる手法がある。

3 模擬育種法と遺伝的アルゴリズム

3.1 模擬育種法

模擬育種法または人為選択法と呼ばれる手法 [6] は、最終評価者である人間とそれを支援するコンピュータとの相互作用を通して、自明ではない主観的な評価規準を持つような最適化問題にも適用可能な方法論を指す。個々の解の良さを評価できる明示的な方程式を書き下すことが困難な場合、または解の良さを評価するために「認識」処理が要求される場合には、解を自動的に評価する試みはほぼ不可能か、またはたとえ可能であっても膨大な計算コストが要求されることが多い。そのような場合に発想を転換し、解の良さを評価するためのモジュールに最終評価者である人間をむしろ積極的に組み込むことで、人間とコンピュータとの相互作用を通じた最適化が可能ではないだろうか。このような考え方と遺伝的アルゴリズム [7] の枠組とを有機的に組み合わせた方法論が模擬育種法である。

最終評価者である人間にとつては、「複雑な評価関数を構築するよりも「遺伝子の表現型を認識して評価する」という作業の方が、少なくとも直観的な作業であると言える。そのためこの方法論は、ヒューマンインターフェース技術として画像生成 [8] などの分野に有望な技術であるが、そればかりでなくコンピュータグラフィックアート [9] など美術の分野にも応用されている。つまり単に最適化問題を解くアルゴリズムに止まらず、インタラクティブな

¹ 図 1 では簡単のために等類似度線を橢円として描いているが、これは重み付きユークリッド距離を類似度に用いた場合であり、本論文が用いるマッチング方法(後述)の場合は実際には非線形で複雑な輪郭となる。

計算論の枠組として幅広い分野への応用可能性を秘めた手法が模擬育種法である。

3.2 時間という側面：模擬育種法の問題点

ただし模擬育種法の問題点として著者が重視しているのは、人間の積極的な関与から生じる「時間」という側面である。まず第一に、よほど強い動機がない限り、人間に同じような単純作業を継続させることはできないという、忍耐力に関連する問題がある。しかしそれに劣らず重要な第二の問題として、「待ち時間」の問題も無視できない。すなわち以下のような二種類の待ち時間が生じやすいことは考慮しておく必要があろう。

1 コンピュータが人間を待たせる時間 (遺伝子型→表現型の生成)	\Rightarrow	2 人間がコンピュータを待たせる時間 (適応度の対話的な付与)
----------------------------------	---------------	---------------------------------

最初の 1 は操作性の問題に関連する。遺伝的アルゴリズムにおいては、遺伝的操作の対象となる遺伝子型と評価対象となる表現型とが区別されているため、特に模擬育種法では人間が見てわかりやすい形に可視化された表現型を人間に提示する必要がある。しかし本論文が扱う類似画像検索問題での表現型とは類似画像検索での上位検索画像であり、これは一回の検索に数秒以上の計算時間を要する場合もある。こうして一個の遺伝子ごとに評価者が数秒も待たされたのでは、操作の快適性が損なわれるのも無理はない。一方の 2 は効率性の問題に関連する。人間が評価を付与するために遺伝子の表現型を眺めている時間はコンピュータにとって休眠時間であり、このような無駄な時間があれば全体の計算効率が悪化するのは避けられない。

このような二種類の待ち時間が生じてしまうのは、通常の遺伝的アルゴリズムに逐次的な処理が存在している点にそもそも根本的な理由があると考える。そうだとすれば、遺伝的アルゴリズムをうまく改良してお互いの待ち時間をオーバーラップさせてパイプライン型の処理を実行させれば、操作性と計算効率が同時に向上するのではないか。本論文ではこのようなアイデアに基づき、待ち行列型遺伝的アルゴリズム (Queue-Based Genetic Algorithm : 略して Q-GA) と、これを用いたパイプライン型の処理 (パイプライン型遺伝的アルゴリズム [10]) を提案する。

3.3 待ち行列型遺伝的アルゴリズム Q-GA

逐次的な処理に相当するのは、具体的には「世代」という概念に基づくグローバルな処理であると考える。そこで Q-GA では「世代」という概念を取り除き、各個体がそれぞれの「ライフサイクル」を独立に歩むというモデルを基本とする。またこのモデルでは、遺伝的操作が受け可能な状態となった個体から順に非同期的な遺伝的操作を適用できるように、すべての個体を待ち行列によって管理する。ゆえに steady-state GA などの連続世代モデルとは異なり、このモデルでは個体集団という概念が希薄である。遺伝子の個体数は集団サイズという形で明示的に管理されるのではなく、待ち行列の長さという形で緩やかに管理されるため、全体の個体数を一定に保つ必然性も薄い。むしろ時点ごとに個体数が変動する方が自然である。図 2 には、本論文で用いるモデルの模式図

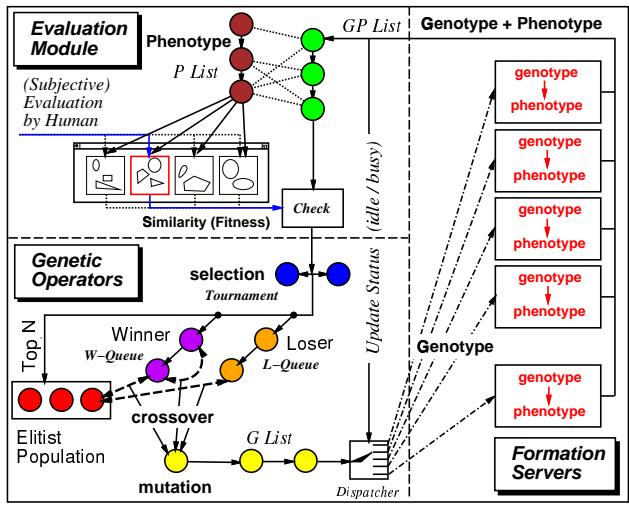


図 2: 類似画像検索に用いる Q-GA の概念図。

を示すが、この図に現れている遺伝的操作の一部を以下で簡単に紹介する。

3.4 Q-GA の遺伝的操作

選択 選択には「先着順トーナメント選択」という方法を用いる。この方法は、待ち行列の先頭から 2 個体の適応度を比較して勝者と敗者を決定する方法であり、2 個体のみのローカルな比較で選択操作が行えることが特長である。勝者は一定の確率 r_w で 2 個体に増殖し、敗者は一定の確率 r_l で死滅する。ゆえに $r_w = r_l$ とすれば待ち行列の長さの期待値を一定にすることができるが、本論文ではむしろ $r_w > r_l$ として待ち行列の長さを次第に長くし、遺伝子の多様性の保持を狙う。また r_l を大きくすれば、エリート戦略的要素を強めることもできる。待ち行列は勝者行列 (W-Queue) と敗者行列 (L-Queue) の二本に分割して管理されるが、勝者行列を優先することで有望な遺伝子のライフサイクルを加速する戦略を用いる。

交叉 交叉の方法は、1) Between W-Queue and L-Queue、2) Between W-Queue and Elites、3) Between L-Queue and Elites の 3 種類を考える。ここで Elites とは、歴代の全遺伝子の中で適応度が上位 N 個の遺伝子をプールしたものであり、エリート保存戦略の一種として用いる。また Between Queue 型の交叉では 2 本の待ち行列の先頭にある遺伝子同士を交叉する。なお本論文の Q-GA では実数表現を用いるが、交叉法は BLX 交叉などの複数の交叉法を確率的に選択する方法 [11] に基づく。

突然変異 突然変異についても、文献 [11] で用いられている方法を基本としている。

3.5 Q-GA のパイプライン型処理

Q-GA はもちろん单一のプロセスとして実装することも可能であるが、図 2 のように複数のプロセスに処理を振り分ける分散型のパイプライン処理に拡張することもできる。これは「遺伝子型から表現型を形成する」という処理

が独立に実行可能であるためである。ただしこのアルゴリズムは、超並列型の分散遺伝的アルゴリズム (distributed genetic algorithm) を目指すものではない。それは、遺伝子に適応度を付与するという模擬育種法に不可欠のモジュールが、超並列型という処理形態に馴染みにくいためである。従ってこのアルゴリズムは、並列型遺伝的アルゴリズムというよりはむしろクライアント サーバ型遺伝的アルゴリズムと呼ぶ方が適切だろう。このような形態は、ごく簡単な問題へ適用するには通信コストが大きすぎて実用的ではない。しかし本論文の例のように、GA の応用問題には問題自体が非常に複雑で、適応度などの計算に長時間を要する問題が多いことを考えると、通信コストがほぼ無視できる場合にはこの方法も十分に活用可能である。実際のところ本論文ではこのサーバを 4 個並列に動作させて以下の実験を行っているが、複数のプロセスに処理を分散させることによる処理時間の短縮効果はかなり大きい。

4 画像散策システム

4.1 画像散策のシナリオとインターフェース

模擬育種法のように、人間とコンピュータとのインタラクションを重視する計算法では、インターフェースの設計が重要な問題となる。画像散策のシナリオにおける各段階の詳しい説明、およびインターフェースとの関連とその例などを図 3 にまとめた。なお、本論文の画像散策システムの GUI (Graphical User Interface) は、C 言語および OSF/Motif 1.2 によって構築されている。

4.2 画像表現モデルおよび対象画像

本論文で用いる類似画像検索システムは、画像内容素の階層モデル [12]に基づいて構築されたシステムである。この階層モデルでは、画素単位のレベルから大局的な構造のレベル、さらには画像の意味のレベルまでに至る幅広く多様な画像内容をいくつかのレベルに分割して捉える。各レベルにおいて、検索インデックスとして重要な画像内容の基本的単位を特に画像内容素 (content element : contel) と呼び、これらの関係を階層的な枠組で捉えたものが本論文のシステムである。この階層モデルで特に本論文と関係が深い部分は、画像表現モデルとその類似度計算 (マッチング) 法である。本論文の類似画像検索システムでは画像表現モデルとして、画像の形状的な特徴と構造的な特徴とを統一的に記述できるモデルである階層化属性付き関係グラフ (Hierarchical Attributed Relational Graph) と呼ばれるグラフ構造を用いる。このモデル同士の類似度は、グラフマッチングによって計算できる [13]。

次に本論文で対象とする画像について説明する。本論文が扱う画像データベースは、衛星画像から抽出した雲画像を登録したものである。画像データベースに含まれる画像は全部で 1027 枚あり、すべての画像を対象に画像表現モデルに基づく検索インデックス (グラフ構造) を事前に抽出しておく。なお本論文で用いるグラフ構造に付随する検索パラメータは 24 個と数が多い。しかもグラフマッチングコストを類似度と定義する影響で、検索パラメータの最適化問題の探索空間は著しく非線形な空間となる。そこで、人手の試行錯誤による検索パラメータ

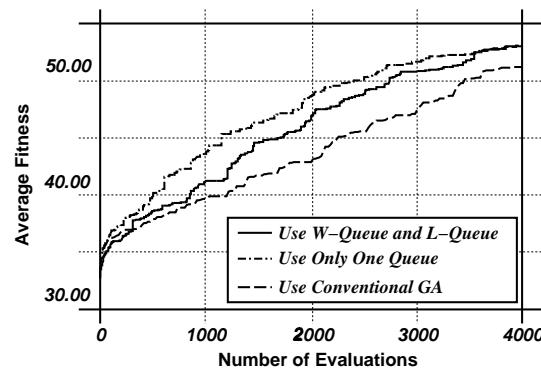


図 4: 類似画像検索パラメータ最適化問題 (オフライン型) での Q-GA と従来型 GA との比較。

の調整ではなく、自動的に検索パラメータを調整する機構が力を発揮する。

4.3 遺伝子の適応度の計算

本論文のような画像検索問題への応用と、コンピュータグラフィックアートなど CG への応用とを比較すると、いくつかの相違点に気付く。まず第一の相違点は、表現型として現れるものが、前者では画像データベースに登録されている画像に限定されるのに比べ、後者は無限に新しい多様性を持つ点である。また第二の相違点として、前者では一つの遺伝子の表現型が複数の画像に対応し、また一つの画像に対する関心度が複数の遺伝子の適応度に反映するという点が異なる。すなわち、遺伝子に対する適応度 F を

$$F = \sum_{i=1}^B g\left(\frac{c_1}{c_i}\right) e_i \quad (1)$$

と定義する。ここで i は類似画像検索での検索順位であり、上位 B 枚の画像が評価対象に入る。一方 e_i は画像 i に対するユーザの関心度を表し、 c_i は例示画と検索画像との距離 (非類似度) を表している。 i が大きくなるにつれて c_i は大きな値となるので、 $g(c_1/c_i)$ という項は類似検索上位画像に対して適応度の大きな重みを与える重み関数の役割を果たす。本論文では $B = 10$ 、 $g(x) = x$ と設定した。

5 実験結果

5.1 Q-GA の性能評価

本論文は遺伝的アルゴリズム自体の評価を主題とはしていないため、ここでは簡単に Q-GA と従来型の GA との性能比較に触れ、詳細については別論文に譲ることとする。本論文では、オフライン型の最適化問題、すなわち、ある例示画に対する類似画像集合を事前にユーザが選出しておき、これらの類似画像が最も上位に検索されるように検索パラメータを最適化する問題を用いて比較を行う。比較対象は単純 GA に近い世代型 GA である。図 4 には評価回数と最大適応度との関係 (10 回の実験の平均値) を示す。これらの結果より、本論文で提案した Q-GA は、非線形な探索空間においても優れた探索性能を発揮し、また計算速度についても分散処理のおかげで

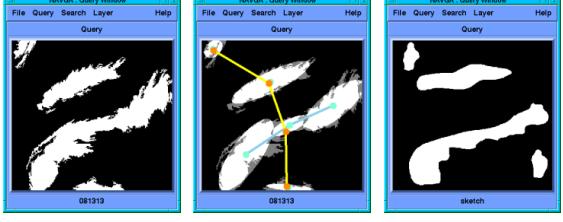
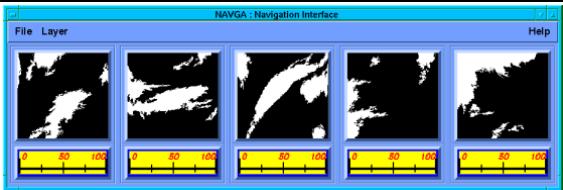
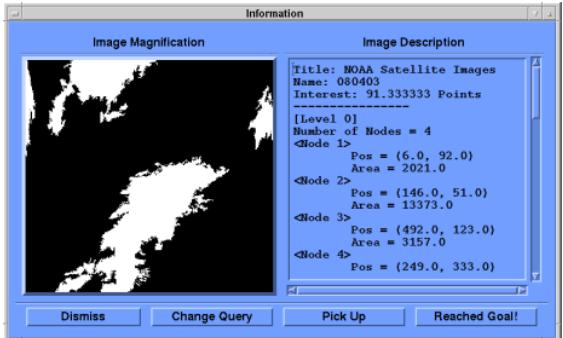
画像散策シナリオ各フェーズの説明	インターフェース
1. 例示画のランダム探索またはスケッチ画の描画 画像散策を開始するための画像として、まずは例示画かスケッチ画を用意する。例示画を用いる場合には、探し出したい目標画像に近い印象を与える画像を、画像データベースからランダムに1枚ずつ取り出しながら探索する方法を用いる。しかしこの探索方法は非常に効率が悪いために、頭の中に想起しているイメージに適合する画像にならぬこともある。このような場合にはスケッチ画を例示画の代替として用いる方法も有効であるが、その代わりに頭の中で想起しているイメージを適切にスケッチ画化するという難しい作業が要求される。	例示画/スケッチ画を選び画像散策を開始する。  例示画 例示画のグラフ構造 スケッチ画
2. 画像散策の開始とユーザによる関心度の付与 検索パラメータの組をランダムに初期化して最初に選ばれた例示画に対する類似画像検索を行い、式(1)が示すように、類似検索上位 B 枚の画像を評価対象とする。評価対象画像も待ち行列によって管理されており、右図のような $M = 5$ 枚表示可能な評価用ウィンドウに空き位置が生じると入れ替わりに表示される。ユーザはこの中の任意の1枚に対して関心度を入力するが、そのインターフェースは右図に示すように、数直線上の適切な位置をマウスでクリックするという非常に簡単で直観的なものである。またこの方法ならば5段階評価などの方法とは異なり、ほぼ連続的な点数を与えることができる。	 ユーザの関心度を入力するための直観的なインターフェースとして、各画像の下側に表示される [0, 100] 区間の数直線の適切な位置をマウスで1回クリックすることにより、100点満点の関心度が入力可能となるインターフェースを用いている。
3. ユーザからの関心度入力に対するシステムの挙動 ユーザに関心度を入力して「いただく」ためには、関心度の入力に対する何らかの「報酬」がユーザに戻されるべきと考え、本論文のシステムではユーザからの関心度入力に応じてシステムの挙動を変更している。具体的には以下の通りである。(1)入力された関心度が低い場合には、その画像を評価用ウィンドウからすぐに除去し、待ち行列の先頭にある画像に入れ替える。(2)関心度がある程度高い場合には、その画像に関する簡単な情報を表示する。(3)かなり高い関心度が入力された場合には、右図に示すように画像に関するより詳細な情報を表示するとともに、「別ウィンドウに画像を保存する」「例示画を変更する」などの機能にアクセス可能なボタンをポップアップウィンドウ内に表示する。この中でも特に例示画の変更機能は、画像散策の有効性の鍵を握る非常に重要な機能である。このような機能を関心度の入力に応じて表示/非表示することで、関心度の入力に対するユーザの意欲を高めることを狙う。	かなり高い関心度を入力した場合に表示されるポップアップウィンドウを下に示す。  左側は関心度を入力した画像、右側は画像に関するテキスト情報(ただし検索自体には無関係)、下部には「例示画を変更する」や、「別ウィンドウに画像を保存する」などの機能にアクセス可能なボタンが並んでいる。
4. 画像散策の終了と画像散策履歴の記録 探し出したい目標画像が評価用ウィンドウに表示された時点で画像散策は終了である。終了時には画像散策履歴も同時に保存される。具体的には、どの画像にどの程度の関心度を入力したか、どの場面で例示画を変更したか、また遺伝子は画像散策が進行するに従ってどのように変化したか、などの情報を記録した画像散策履歴がシステムから出力される。この画像散策履歴を用いた画像散策の評価については後述する。また右図のウィンドウには、画像散策過程で得られた高い適応度を持つ遺伝子を自動的に保存している。これらの遺伝子は何らかの形でユーザの検索目的を反映していると考えられるため、次回以降の画像散策に再利用することにより効率的な画像検索が実現できる可能性がある。ただしこの点については今後の研究課題としてさらに検討していきたい。	 画像散策の過程で適応度の高い遺伝子は自動的に保存する。左上が遺伝子(検索パラメータ24個)、左下が適応度、右上は類似検索上位画像である。

図3: 画像散策のシナリオと各フェーズに対応するインターフェースの設計。

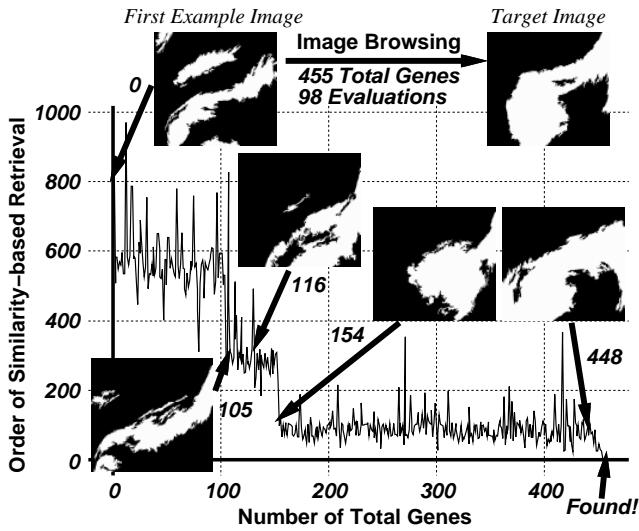


図 5: 画像散策履歴の評価。例示画の連鎖的な変更や遺伝的アルゴリズムの効果による類似検索順位の向上を示す。

高速な処理が可能であることがわかった。なお今後の研究で Q-GA の詳しい特性を明らかにしていくことを考えている。

5.2 画像散策履歴の評価

画像散策履歴の評価は以下に述べるステップに基づく。

1. まず最初の例示画(例えば図 5 の左上画像)、および頭の中に想起していると仮定する目標画像(例えば図 5 の右上画像)とを設定する。図 3 のシナリオに基づき、目標画像を常に頭の中に想起しながら画像散策を進め、目標画像が検索された時点で実験を終了する²。
2. この時点までに生成された遺伝子を対象に、画像散策過程で遺伝子の「良さ」がどのように変化したかを評価したい。そこで各遺伝子に対応する検索パラメータが、その時点での例示画を用いて目標画像をどの程度の類似検索順位として検索できるかを計算する。
3. 画像散策の進行に伴って目標画像の類似検索順位がおよそ単調に向上去ることが理想的であり、特に例示画の変更によって探索空間が目標画像に近付く場合には類似検索順位の大幅な向上が期待される。またその他の期間でも、遺伝的アルゴリズムの効果による類似検索順位の緩やかな向上が期待される。

筆者は最初の例示画と目標画像との組を種々変更することにより画像散策の実験を行った。その結果、最初の例示画から目標画像に早々と到達できる簡単なケースもあれば、到達できそうでできない困難なケースもあることがわかった。そこでほぼ中程度の難易度に相当する画像散策履歴の一例を図 5 に示す。まず画像散策の初期段階では、1027 枚の中で目標画像の類似検索順位は約 600 位に過ぎず、このままでは目標画像が上位に検索される可

² この実験は著者自身が行った。ただし著者にしてもシステムの挙動を全面的に把握しているわけではないので、実際の被験者と似たような過程で画像散策が行えたと期待する。

能性はほぼゼロである。しかし例示画を連鎖的に変更して探索空間を目標画像に徐々に接近させるにつれて、類似検索順位は段階的に上昇して 100 位程度にまで到達する。その後は順位の改善がしばらく停止するものの、最終的には 98 回の関心度の入力と 455 個の遺伝子の生成を経て目標画像を 4 位に検索し、画像散策は終了した。他の例でも似たような性質の画像散策履歴が得られるところから、この結果は遺伝的アルゴリズムの探索性能と本論文の画像散策シナリオとがうまく組み合っていることを示していると言える。

6 おわりに

最後に本論文の提案手法の利点をまとめておきたい。最大の利点はやはり、目的画像に大まかに類似している画像を最初の例示画として提示さえすれば、後は簡単な操作で画像データベースを気軽にブラウジングできる点にあるだろう。また、画像散策過程においては類似画像検索した結果をユーザに返しているので、評価用ウィンドウに表示される画像は自ずとお互いに類似した画像が多くなり、従ってユーザにとっては自分の検索目的に合った画像を比較によって選びやすくなる。さらに、本手法は事前のカテゴリ分けなどを用いないため、ユーザの多様な検索目的に応じた柔軟な画像散策が可能となるのも大きな利点である。

参考文献

- [1] Gupta, A. and Jain, R. Visual Information Retrieval. *Communications of the ACM*, Vol. 40, No. 12, pp. 71–79, 1997.
- [2] 美濃導彦. 知的映像メディア検索技術の動向. *人工知能学会誌*, Vol. 11, No. 1, pp. 3–9, 1996.
- [3] 加藤俊一, 栗田多喜夫. 画像の内容検索 — 電子美術館への応用 —. *情報処理*, Vol. 33, No. 5, pp. 466–477, 1992.
- [4] Flickner, M., Sawhney, H., Niblack, W., Ashley, J., Huang, Q., Dom, B., Gorkani, M., Hafner, J., Lee, D., Petkovic, D., Steele, D., and Yanker, P. Query by Image and Video Content: The QBIC System. *Computer*, Vol. 28, No. 9, pp. 23–32, 1995.
- [5] 笠原久嗣, 岸本登美夫. 画像データベースナビゲーション. *電子情報通信学会技術報告*, Vol. IE-46, pp. 71–78, 1988.
- [6] 故見達夫. 遺伝的アルゴリズムとコンピュータグラフィクスアート. *人工知能学会誌*, Vol. 9, No. 4, pp. 518–523, 1994.
- [7] 北野宏明(編). 遺伝的アルゴリズム. 産業図書, 1993.
- [8] Caldwell, C. and Johnston, V.S. Tracking a Criminal Suspect through Face-Space with a Genetic Algorithm. In *ICGA'91*, pp. 416–421, 1991.
- [9] Sims, K. Artificial Evolution for Computer Graphics. *Computer Graphics*, Vol. 25, No. 4, 1991.
- [10] 北本朝展, 高木幹雄. パイプライン型遺伝的アルゴリズムによる模擬育種法を用いた類似画像検索規準の学習. *電子情報通信学会技術報告*, Vol. HIP96-4, pp. 17–22, 1996.
- [11] Michalewicz, Z. *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*. Springer-Verlag, 1992.
- [12] 北本朝展, 高木幹雄. 類似画像検索システム構築のフレームワークとしての階層モデル. *電子情報通信学会技術報告*, Vol. PRMU97-58, pp. 25–32, 1997.
- [13] 北本朝展, 高木幹雄. 類似画像検索への応用を目的とした階層化属性付きグラフマッチングの高速化. *画像の認識・理解シンポジウム(MIRU'96)*, Vol. II, pp. 331–336, 1996.