

進化的計算論に基づく対話的な画像散策法

北本 朝展† 高木 幹雄‡

† 文部省 学術情報センター 研究開発部

‡ 東京理科大学 基礎工学部

概要: 本論文は、ユーザとコンピュータとのインタラクションによる発見的な探索方法を重要視する画像探索法である「画像散策」の方法論を提案する。従来の類似手法と比較した場合、本論文の特徴は進化的計算論に基づく類似尺度の対話的な最適化という点にある。本論文で用いる進化的計算論は、無世代型で非同期的な遺伝的操作という、対話型進化的計算論に適した特徴をもつ「待ち行列型アルゴリズム」であり、ユーザからの重要度フィードバックの数値を各個体の適応度と関連付けることによって類似尺度を柔軟に適応させるのが基本的なアイデアである。衛星雲画像を対象とした画像散策実験を画像散策履歴などの観点から分析した結果、複数の類似尺度を同時に試す進化的計算論の集団的な性質が、画像散策に有効であることがわかった。

Interactive Image Browsing Method Based on Evolutionary Computation

Asanobu Kitamoto† and Miki Takagi‡

† R&D Department, National Center for Science Information Systems (NACSIS)

‡ Department of Applied Electronics, Science University of Tokyo

Abstract: This paper proposes the framework of an image browsing method, which puts its importance on an exploratory search based on the interaction between users and computers. In comparison to the previous works, the characteristics of our method is the application of evolutionary computation to the interactive optimization of similarity measures. The fitness of each individual is related to the value of relevance feedback given by a user to images retrieved in higher orders. The result of image browsing on satellite cloud images show that keeping population-based multiple similarity measures in evolutionary computation works effective for image browsing.

1 はじめに

画像データベースを有効に活用するためには、ユーザにとって重要な内容を持つ画像を、画像データベースの中から素早く効率的に探し出す内容検索機能が必須である [1, 2]。しかしその研究はいくつかの大きな課題を抱えており、あるデータの重要度が状況に依存して多様に変化するという「検索の個別性」はその課題の一つである。すなわち画像検索とは、画像データベースに蓄積された個々の画像に対して重要度を付与した後に整列し、重要度の大きい順番に出力する処理であると考えることができる。ところが実際のところ、この「重要度」とはユーザの検索目的や興味・知識・主観などに依存する尺度であり、個々の検索によって変化するものである。つまり、このような検索の個別性

に対処できるような柔軟な検索方法の実現が重要な問題なのである。そこで本論文では、ユーザとコンピュータとのインタラクションに基づく対話型処理を用いて検索の個別性に対応する方法を提案する。ただし「対話型処理」とは、単に検索/提示のループを繰り返す検索システムを指すのではなく、ユーザとコンピュータとの明示的 / 暗黙的なインタラクションを通じて、柔軟で適応的な振る舞い(学習)や検索支援を可能とするような、高度な検索システムを目標とするものである。

本論文の構成は以下の通りである。まず第2節では「画像散策」のモデルについて紹介する。次に第3節では、画像散策のような対話的な画像検索方法には、対話型に拡張された進化的計算論「模擬育種法」を適用できることを示し、模擬育種法に合わせた改良版である「待ち行列型アルゴリズム」について説明する。第4節では本論文で用いる画像表現モデルおよび進化的計算

E-mail: †kitamoto@rd.nacsis.ac.jp

論への実装、インタフェースなどについてまとめる。そして第5節は画像散策履歴に基づく実験結果と議論を述べ、第6節で本論文を締めくくる。なお本論文では画像型の検索のみを論じ、テキスト情報を活用する検索方法については扱わない。

2 画像散策

2.1 画像散策とは

本論文ではまず以下のような用語を用い、中でも「画像散策」を研究の中心とする。

画像検索 検索キーに対して類似度の大きい画像を効率的に探し出す処理

画像散策 ユーザの検索目標に対して重要度の大きい画像を対話的・発見的に探し出す処理

画像探索 画像検索と画像散策とを合わせた総称

つまり「画像散策」とは、従来からブラウジングやナビゲーションなどと呼ばれてきた手法と類似しており、ユーザとコンピュータとのインタラクションによる発見的な探索方法を重要視する手法である。従って、検索目標が不明瞭にしか想起できない場合、あるいは画像データベースを対話的に散策する過程を通して徐々に検索目標を形成する場合などで、画像散策の考え方が有効になると予想できる。

2.2 画像散策のシナリオ

さて画像散策というアイデアを実現するための探索方法-シナリオ-について次に考察する。基本的には、以下の二種類の情報をユーザとのインタラクションを通じて収集することが、本質的な課題になると考える。

1. 画像特徴空間のどこを重視するのか(範囲指定)
2. 画像特徴空間のどれ(どの軸)を重視するのか(重み指定)

この二種類の情報は、基本的にユーザの検索目的や興味・知識・主観などに依存する情報である。これらに関する基礎的な情報は、事前の調査によって収集することは可能である。しかしその情報を検索の個性に合わせてチューニングするためには、ユーザとの明示的/暗黙的なインタラクションを通じた情報収集が不可欠であると考えられる。

さてここで、仮想的な多次元画像特徴空間上に画像データベースに蓄積された全画像をプロットした概念

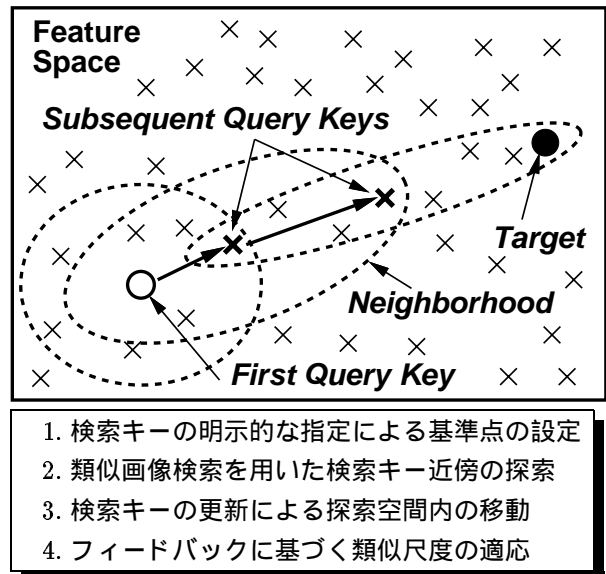


図 1: 仮想的な画像特徴空間の概念図と、画像散策のシナリオを構成する各ステップ。

図である図1を用いて、画像散策のシナリオについて説明する。ユーザが目標画像(図1の)に到達するまでの過程は、以下のようなステップに分解できよう。

[1] 検索キーの明示的な指定による基準点の設定 まずユーザが最初にすべきアクションは、最初の検索キー(図1の)の設定である。この検索キーは、ユーザが「画像特徴空間のどこ」を重視するかという範囲指定に関する情報を、システム側に明示的に指示する役割を果たす。そして、画像型の検索では、例示画やスケッチ画を画像特徴空間に写像した点を検索キーとするのが一般的な方法である。しかし、ユーザが頭の中に想起している「真の」検索目的を完璧に表現する検索キーを実現するのは不可能であり、不完全な検索キーからいかにして検索目標に到達するかが問題である。

[2] 類似画像検索を用いた検索キー近傍の探索 検索キーと蓄積画像との間で類似画像検索を実行する。これは画像特徴空間内で、検索キーの近傍に存在する画像を検索する処理に対応する(図1の楕円状等類似度線*)。この時に複数の類似尺度を併用することで、多様な観点に基づく検索キーの近傍を考えることができる。ただし、検索キーと検索目標画像が画像特徴空間内で非常に離れている場合には、この操作だけでは目標に到達できない。

*もちろん、重み付きユークリッド距離などの単純な類似尺度を用いない限り、等類似度線は楕円とはならない

[3] 検索キーの更新による探索空間内の移動 画像散策過程では、現時点で用いている検索キーよりも類似検索上位画像の方が、検索目標画像により近い画像内容を持つ場合がある。このような場合にはユーザの指示により検索キーを更新する。これは画像特徴空間上で、検索目標画像により近い空間に移動することに相当する(図1でのxの移動)。また検索キーのランダムな更新は、画像散策過程が袋小路に入り停滞してしまった場合に有効である。

[4] フィードバックに基づく類似尺度の適応 「画像特徴空間のどれ(どの軸)」を重視するかという重み指定に関する情報を考える。本論文では画像検索の目標を、アルゴリズム的に計算された類似度によって順位付けられた検索結果と、人間が想起している「真の」検索目的に対する各画像の主観的重要度の順位付けとの整合性を最大化すること、と考えている。このような目標を達成するために、アルゴリズムの類似度に複数のパラメータを導入しておき、このパラメータを適切に調整することによってユーザの検索目的や主観に適合した柔軟な検索を実現する方法を考える。具体的には、ユーザに上位検索画像に対する主観的重要度を入力してもらい、この数値を類似尺度の調整機構にフィードバックする方式を用いる(図1での楕円状等類似度線の変形)。

このように本論文が提案する画像散策シナリオでは、[2]~[4]を繰り返すことによって、範囲指定と重み指定の両方を適応的に更新する方法を念頭に置いている。このような人間とコンピュータとのインタラクションに基づく対話的な最適化に適した方法論として、本論文では進化的計算論を対話型に拡張した方法論である「模擬育種法」に着目する。

2.3 従来の類似手法との比較

2.3.1 検索キーの設定

ユーザが「画像特徴空間のどこ」を探したいのかを示す役割を果たす検索キーの選定法¹については、以下のような方法が考えられている。

(a) ランダムサーチ 最も単純な方法は、画像データベースから画像をランダムにサンプリングしつつ、検索目標画像に近い画像が出現するのを待つという方法

¹むろん適切な検索キーを何らかの方法で事前に用意できるならば、このような問題は無関係である。

である。この方法のみで検索目標画像を検索するためには、サイズ N の画像データベースで $N/2$ 枚程度の画像を目視確認する必要があり現実的ではない。しかし大雑把に検索キーを決定する目的には簡便な方法として使えるため、本論文でもこの方法を用いている。

(b) クラスタリング 画像データベースに蓄積された画像を、ある類似尺度に基づいて事前にクラスタリングしておき、検索キー候補として各クラスタの代表画像を表示する方法は広く用いられている。この方法では、あるクラスタに属する代表画像を選ぶと、そのクラスタに属する画像が類似画像として表示され、その中からさらに検索キーを選ぶ、という一種の階層的な探索方法が実現可能である [3, 4]。ただしクラスタリングに用いられる類似尺度を事前に固定してしまうと、ユーザの観点の変化によって類似尺度そのものが大きく変動する場合には、有効なクラスタリングとして働かないことがある。また類似尺度としてユークリッド距離よりも複雑な類似尺度を用いる場合には、事前のクラスタリングにもかなりのコストを要する。

(c) 画像特徴空間の可視化 画像特徴空間をそのまま可視化できれば、直観的に画像間の関係を把握しつつ検索キーを直接的に指定することができる。そこで高次元の画像特徴空間上を3次元程度の空間にまで落とすことで、画像特徴空間を実際に眺めながら検索キーを選ぶための手法も提案されている [1]。

2.3.2 画像散策過程

画像散策のシナリオは、先述のように「範囲指定」と「重み指定」のどちらを重視するかという方針によって大きく二つに分けることができる。

(a) 範囲指定 「画像特徴空間のどこ」をユーザが重視しているかを探索する。このタイプの研究としては、例えば、キー画像の周囲にフィールドを想定することにより複数のキー画像から観点画像を生成し、ナビゲーション型検索を実現する研究 [5] や、画像特徴空間の特徴値を遺伝子としてコーディングすることにより、所望の特徴をもつ画像を検索する研究 [6] などがある。ただしこれらの研究では、重み指定の問題に関する考慮はあまり見られない。

(b) 重み指定 「画像特徴空間のどれ」をユーザが重視しているかを探索する。代表的な方法としては多変量解析を用いる手法がある。この方法では、ユーザ群

を対象とした事前調査によってオフライン処理である程度の検索パラメータを得ておき、オンラインの検索時にはそれをチューニングするという方法が用いられる。例えば主観特徴空間と検索空間との相関によって感性検索を実現する研究では、どの画像特徴の重みが大きいかという写像を前もって計算しておき、こうして構築された感性モデルをユーザとのインタラクションを通じて更にチューニングする、という方法が提案されている [7]。本論文も基本的に重み指定の考え方に基づく研究である。そして検索パラメータの調整に遺伝的アルゴリズムを活用する点が一つの特徴である。遺伝的アルゴリズムを用いる点では先述の文献 [6] と本論文とは共通しているが、このように何を探索しているかについては根本的な相違がある。

2.3.3 重要度フィードバック

一般的に、検索を繰り返す過程でユーザからのフィードバックを活用するという検索方法は、テキスト検索に関して情報検索の分野で研究が進められてきたアイデアである。すなわち、ユーザが検索結果に与えた重要度フィードバック (relevance feedback) に基づき検索キーや重み付けを更新する方法に関しては多くの研究の蓄積がある。そこで画像検索においても同様のアイデアが適用されつつある [8]。しかしユーザがフィードバックにかける労力をできるだけ少なくするためには、ユーザのあらゆる反応を追跡し、そこから最大限の情報を抽出する必要がある。これらの点についての研究は未だ十分であるとは言えない。

3 進化的計算論の画像散策への応用

3.1 対話型進化的計算論

先述したように本論文の大きな特徴は、重要度フィードバックによる類似尺度の適応に進化的計算論の枠組を用いる点にある。なぜ進化的計算論をこの問題に適用するのか、更にこの問題に適用するに当たってアルゴリズムをどのように改良すれば良いのか、などの点についてここで述べる。

「進化的計算論」とは、生物の進化過程に触発された確率的探索アルゴリズムを指す。中でも代表的なのは、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) [9] と、遺伝的プログラミング (Genetic Programming: GP) [10] である。まず進化的計算論の基本構成は以下のようまとめられるが、詳細については紙面の都合上省略する。

1. 初期集団の生成
2. 終了条件が満たされるまでループ
 - (a) 遺伝子型から表現型を生成
 - (b) 表現型に対して適応度を評価
 - (c) 遺伝子型に対して遺伝的操作を適用
 - i. 適応度に基づく選択
 - ii. 交叉
 - iii. 突然変異

さて本論文で用いる「対話型進化的計算論」は、上に述べた「進化的計算論」を対話型に拡張したアルゴリズムである。具体的には上の (2-b) において、各個体の表現型に対する「良さの評価」を人間自身が行うという拡張を指している。こうして得られた評価値を各個体の適応度と関連付けることによって、進化的計算論の枠組に基づいた最適化が可能となる。このように人間とコンピュータとのインタラクションに適した方法論として、「模擬育種法」や「人為選択法」などの名前のもとに様々な研究が提案されてきた [11, 12, 13]。

このような対話型進化的計算論の枠組を用いる利点は以下のようにまとめられる。まず「人間が高い評価値を与えた個体に高い適応度を付与する」という自然な規則で進化的計算論の適用が可能である。次に進化的計算論は勾配情報などを使わないロバストな方法であるため、人間が与える「大ざっぱな」評価値に基づく探索が可能である。さらに進化的計算論のように集団に基づく探索方式では、複数の評価規準を同時に探索することも可能となる。このように対話型進化的計算論の枠組は、画像散策への応用に適した複数の長所を備えていると言える。本論文では先述のように「重み指定」型の画像散策過程を用いるため、重み係数の役割を果たす検索パラメータを個体の遺伝子としてコーディングし最適化することを目標とする。

3.2 待ち行列型アルゴリズム

次にアルゴリズムの改良について、筆者らは模擬育種法の欠点である「待ち時間の問題」を解消する方法として「待ち行列型アルゴリズム」を提案している [14, 15]。このアルゴリズムは「世代」という概念に基づく逐次的な処理を解消し、無世代型のアルゴリズムとして構成されているのが大きな特徴である。加えて待ち行列型アルゴリズムでは「集団」よりも「待ち行列」がアルゴリズムの基本となるため、非同期的な遺伝的操作や個体数に因われない構成が可能となる。紙面の都合上、本論文では待ち行列型アルゴリズムに特徴的な「遺伝的操作」に絞って簡単に紹介する。

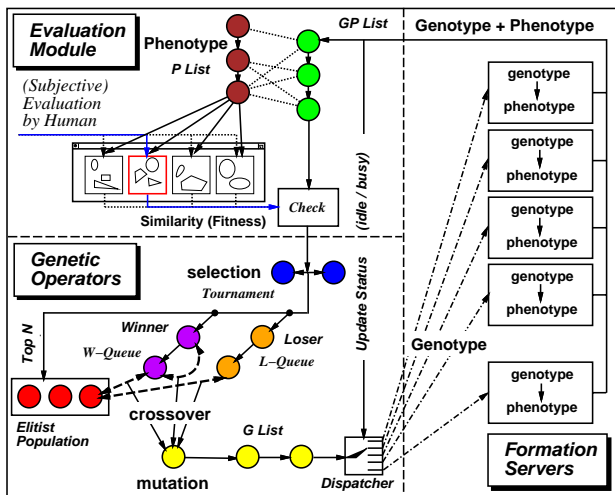


図 2: 遺伝的操作モジュールの模式図

(i) 適応度に基づく選択 選択には「先着順トーナメント選択」という方法を用いる。まず待ち行列の先頭から2個体を取り出して適応度を比較し、適応度が高い方を勝者、もう一方を敗者と決定する。そして勝者は一定の確率 r_w で2個体に増殖させる一方、敗者は一定の確率 r_l で死滅させる。このように2個体だけのローカルな比較で選択操作が行えることがこの方法の特長である。選択操作を生き抜いた個体は、それぞれ勝者待ち行列 (W-Queue/WQ) と敗者待ち行列 (L-Queue/LQ) の2本の待ち行列に加えるが、勝者待ち行列を以後の遺伝的操作で優先させることで、有望な個体のライフサイクルを加速する戦略も併用する。

(ii) 交叉 交叉としては「勝者待ち行列内の交叉 (WQ^2)」, 「勝者待ち行列とエリート集団[‡]との交叉 (WQEP)」, 「敗者待ち行列とエリート集団との交叉 (LQEP)」の3種類を用いる。各回の交叉ではこの中から任意の交叉を確率的に選び出すことになるが、このとき勝者待ち行列が関係する交叉を選ぶ確率を高めることで、勝者待ち行列を優先する戦略を用いる。またエリート集団との交叉は、エリート集団にプールされた有望な遺伝子を待ち行列個体集団に定期的に注入する役割を果たす。

(iii) 突然変異 突然変異にはある固定した確率で各遺伝子を変化させる方法を用いるが、突然変異率の値自体は交叉のタイプに応じて変化させる。なぜなら、WQEP 交叉は有望な遺伝子同士の交叉であるため高い突然変異率は有害となる可能性が高いが、LQEP 交叉

[‡]探索の過程で発見された N 個の最良個体 (重複なし) をプールしておく集団であり、固定サイズの個体集団として管理する。

では突然変異率をむしろ高めて探索範囲を拡大する方が有利と予想できるからである。

4 画像散策システム

筆者らはこのような対話型進化的計算論を組み込んだ画像散策システムを構築した。このシステムについて次に説明する。

4.1 画像表現モデルおよび検索対象画像

本論文で用いる画像データベースのフレームワーク「画像内容素の階層モデル」[16]は、対象画像に依存しない統一的な枠組を目指すモデルである。すなわち、画素単位のレベルから大局的な構造のレベル、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複数のレベルに分割して階層的に表現することとし、各レベルにおいて重要となる画像内容の基本的単位を画像内容素と定め、これらを画像から自動的に抽出・構造化して検索インデックスとするモデルである。さて具体的な対象画像として、本論文では衛星画像から抽出した雲画像を取り扱う。雲パターンの領域情報と空間情報を表現するため、検索インデックスはグラフ構造 (階層化属性付き関係グラフ) として蓄積される。これらはすべて事前に抽出しておくものである。またグラフ構造同士の類似尺度は「グラフマッチングコスト」として定義され [17]、この量が大きいほど距離 (非類似度) が大きいことになる。

4.2 各個体の遺伝子型

上記のグラフマッチングには複数個の重み係数が関係しており、これの最適化が進化的計算論の役割である。この重み係数は以下のような形で実装されている。例えば二つの画像特徴ベクトル $v_1 = (v_{11}, v_{12}, \dots, v_{1m})$ と $v_2 = (v_{21}, v_{22}, \dots, v_{2m})$ 間の類似尺度を定める問題を考える。これらの間の距離尺度 d_a を

$$d_a = w_1 f_1(v_{11}, v_{21}) + \dots + w_m f_m(v_{1m}, v_{2m}) \quad (1)$$

と各属性の距離の重み付き和と定義する場合には、 m 個の重み係数 w_i ベクトルを各個体の遺伝子型[§]としてGAを適用する。一方これらの間の距離尺度を d_p を

$$d_p = \max(f_1(v_{11}, v_{21}), f_2(v_{12}, v_{22})) * f_3(v_{13}, v_{23}) + \dots \quad (2)$$

[§]本論文の場合、各重み係数の定義域は $[0, 1]$ の実数値であるが、遺伝子型に2値表現 (グレイコード) を用いるため、 $[0, 1]$ を8ビットで等間隔に量子化した値を実数値の近似として用いる

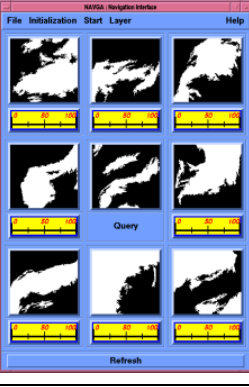


		
<p>(a) グラフ尺度法 [18]</p> <p>いわゆる「グラフ尺度法」に基づき、各画像の下部に表示された数直線の 1 点をクリックして、[0, 1] 区間の準連続数値としての重要度を入力する。もし 8 枚の評価画像すべてが重要でない場合は、“Refresh” ボタンによってすべての画像に重要度ゼロを付与する。</p>	<p>(b) 2 値法</p> <p>重要度を 2 値で、すなわち評価画像がユーザにとって正の (positive) 重要度が負の (negative) 重要度かを選択して入力する。しかし実際には積極的に評価を与えられない場合も多く、ユーザが何も評価を与えない画像に対しては消極的な重要度ゼロを付与する。</p>	<p>(c) 選一法 [18]</p> <p>ウィンドウに表示された 8 枚の中から最も重要度の高い画像を 1 枚だけ選び出し、その画像のみに正の重要度を与える方法である。他の画像は重要度ゼロである。もし重要な画像が 1 枚もなければ “Refresh” ボタンによってすべての画像に重要度ゼロを付与する。</p>

図 3: 重要度入力インターフェースの 3 つの例。

のように数式で定義する場合 [19] には、このような数式の木構造を各個体の遺伝子型として GP を適用する。本論文は GA で扱える式 (1) の場合 (重み係数は 24 個) のみを扱う。

4.3 各個体の表現型と適応度評価

一方各個体の表現型は、遺伝子型に対応する重み係数を用いた類似尺度によって、類似検索上位 B 枚 (以下では $B = 10$) に検索された画像とする。次に各個体の適応度 F は、この B 枚の上位検索画像に対してユーザが入力した重要度の重み付き和、具体的には以下の定義を用いる。

$$F = \sum_{i=1}^B W \left(\frac{c_1}{c_i} \right) e_i \quad (3)$$

ここで i は、類似画像検索での検索順位であり、この総和は上位 B 枚の検索画像が評価対象となることを示している。次に e_i は、 i 番目に検索された画像に対してユーザが入力した重要度である。さらに c_i は、 i 番目に検索された画像とその時点での例示画とのグラフマッチングコストを表す。グラフマッチングコストは画像間の距離に対応するため、検索順位 i が増加すれば c_i も増加する。ゆえに $W(c_1/c_i)$ という項は、類似検索順位が上位の画像ほど適応度に大きく寄与するよ

うな重みを与える、重み付け関数の役割を果たす。なお本論文では $W(x) = x$ と設定した。

4.4 重要度の入力

重要度の入力インターフェース[†]として、本論文では図 3 に示す 3 種類のインターフェースを用意した。いずれも同時に 3×3 の 9 枚の画像を表示するインターフェースを用いており、この 9 枚は中央に表示される検索キー画像と、残り 8 枚の評価画像から構成されている。いずれのインターフェースにおいても、すべての画像に対して評価を与える必要はなく、また任意のタイミングで検索キー画像を更新できるようになっている。

さて、いずれのインターフェースにおいても、評価対象画像は各個体の待ち行列と対応して待ち行列として管理されており、場所に空きができた時に待ち行列の先頭の画像が表示される。そしてユーザが重要度を入力すると、その画像を上位に検索した個体すべてに式 (3) に従って重要度が分配される。従って重要度の評価回数と個体数とは一致しないことになる。こうしてすべての上位検索画像に対して評価の定まった個体は、ただちに遺伝的操作を受け、進化的計算論による最適化が進行する。

[†]本論文では画像散策のための GUI (Graphical User Interface) を、C 言語および OSF / Motif 1.2 によって構築した。

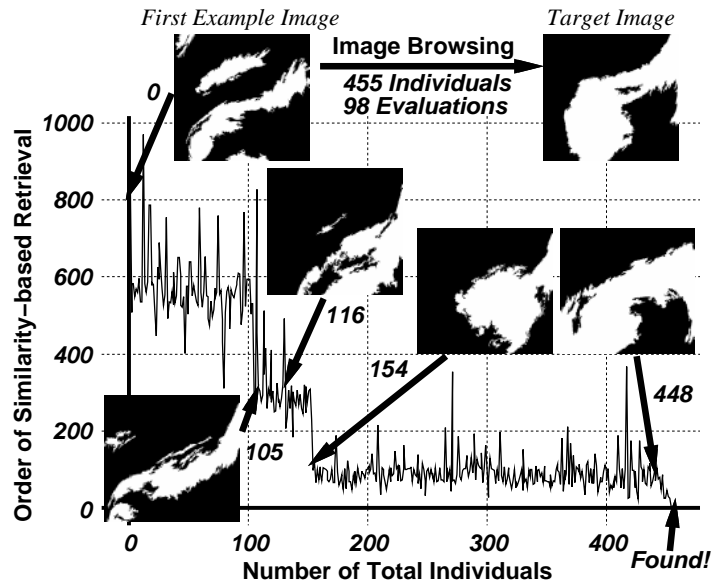


図 4: 画像散策実験の手順と画像散策履歴の評価

5 画像散策実験

5.1 画像散策の実験手順

画像散策実験の手順

まず検索開始キー（例を右画像の左上に示す）およびユーザが想起している到達目標画像（例を右画像の右上に示す）とを設定する。次に画像散策のシナリオに基づき、到達目標画像を常に想起しながら画像散策を進め、到達目標画像が評価用ウィンドウに表示された時点で実験を終了する。

評価方法

画像散策過程の進行に伴って、到達目標画像の類似検索順位が単調に向上すれば理想的な結果である。すなわち、検索キーの更新による探索空間の移動によって類似検索順位的大幅な向上が起こり、また進化的計算論による類似尺度の最適化によって類似検索順位の継続的な向上が起こると期待される。そこで、各個体に対応する類似尺度と、各時点での検索キーを用いて類似画像検索を行った場合の、到達目標画像の類似検索順位の変動を追跡し、これが時系列的に向上しているかどうかを確認する。

筆者らは、検索開始キーと目標画像との組を様々に変更しながら画像散策実験を行った。その結果、検索開始キーから検索キーを変更することなく到達目標画像に早々と到達できる簡単なケースもあれば、検索キーを何回変更しても到達できない困難なケースもあったことがわかった。そこでほぼ中程度の難易度に相当する

場合の画像散策履歴を図 4 に示す。

まず画像散策の初期段階では、1027 枚の中で到達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能性はほぼゼロである。しかし、105 個体目、116 個体目、154 個体目に検索キーの更新により到達目標画像に近い探索空間に移動した結果、類似検索順位は段階的に上昇して 100 位程度にまで達した。その後は順位が一時停滞するものの、448 個体目の検索キーの変更を経て、最終的には 98 回の重要度入力と 455 個体の生成後に到達目標画像を 4 位に検索して画像散策実験は終了した。

この一方で、進化的計算論を用いない場合、すなわち類似尺度を固定化して類似画像検索の繰り返しのみで画像散策する実験も行った。定量的な比較はここでは述べられないが、類似尺度を固定化しておくすぐに袋小路にはまってしまう、検索キーをランダムに更新しない限り画像散策が進まないことがわかった。この結果は、複数の類似尺度を保持しつつ画像散策を進める方法の優位性を示唆している。

5.2 議論

まず 3 種類のインターフェースの比較であるが、筆者自身が使用した経験では、(c) の選一法が最も使いやすいインターフェースであると感じられた。その次が (a) のグラフ尺度法である。それに対して (b) のようにカテゴリを選ぶ方法はかなり面倒に感じられた。いずれのインターフェースでもすべての画像に対して重要度を付与する必要はなく、結果的にはそれほど多くの評価回

数を必要としない場合が多かった。むしろユーザがフラストレーションを感じるのは、画像散策がどのように進行し、果たしてうまく進行しているのかが、ユーザにとってわかりにくい点にあるのではないかと考えられる。この問題を解決するためには、ユーザとのインタラクションを支援し、また現在の状況を適切に可視化する機能が必要である。

また進化的計算論の適用が真に有効であるのか、という点についても議論があろう。なぜなら、進化的計算論はロバスト性に大きな特徴があるものの、どちらかというところ「時間はかかっても良いからロバストな探索アルゴリズムが欲しい」という場合に適したアルゴリズムである。このようなアルゴリズムが人間とのインタラクションという「時間との勝負」が重要な問題に果たして有効なのだろうか。この場合は決定論的なアルゴリズムの方が有効である可能性もあり、これらは今後の課題として検討していきたい。

6 おわりに

本論文は、ユーザとコンピュータとのインタラクションによる発見的な探索方法を重要視する画像探索法である「画像散策」の方法論を提案した。従来の類似手法と比較した場合、本論文の特徴は進化的計算論に基づく類似尺度の対話的な最適化という点にある。本論文で用いる進化的計算論は、無世代型で非同期的な遺伝的操作という、対話型進化的計算論に適した特徴をもつ「待ち行列型アルゴリズム」であり、ユーザからの重要度フィードバックの数値を各個体の適応度と関連付けることによって類似尺度を柔軟に適応させるのが基本的なアイデアである。衛星雲画像を対象とした画像散策実験を画像散策履歴などの観点から分析した結果、複数の類似尺度を同時に試す進化的計算論の集団的な性質が、画像散策に有効であることがわかった。

今後の課題としては、画像散策の過程でユーザを支援する仕組みを作ることが重要である。現在のままでどのような画像散策シナリオが有効であるかが不明であり、また実際の探索中でもどのように探索が進み、果たしてうまく進行しているのかがわからない点が、ユーザに不安を抱かせる原因となる。このような欠点を改善するためには、多数のユーザによるシステムの使用経験が重要であることから、ネットワークを通じたシステムの公開なども今後の重要な課題である。

参考文献

- [1] Gupta, A., Santini, S., and Jain, R. In Search of Information in Visual Media. *Communications of the ACM*, Vol. 40, No. 12, pp. 35–42, 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] 笠原久嗣, 岸本登美夫. 画像データベースナビゲーション. 信学技報, Vol. IE-46, pp. 71–78, 1988.
- [4] 平田恭二, 原良憲. ハイパーメディアにおけるメディアナビゲーション. 情処研報, Vol. HI-47, pp. 69–76, 1993.
- [5] 高畑実, 坂本弘章, 上野圭一, 上森明. ユーザの検索意図を反映した画像提供方式. 信学技報, Vol. IE93-116, pp. 29–36, 1994.
- [6] 加藤宗子. 柔らかい画像検索における特徴選択. 信学論, Vol. J80-D-II, No. 2, pp. 598–606, 1997.
- [7] 吉田香, 坂本隆, 曾田忠之, 加藤俊一. 主観的背景を考慮したデータベース検索システムの提案. 信学技報, No. PRMU97-57, pp. 17–24, 1997.
- [8] Rui, Y., Huang, T.S., Ortega, M., and Mehrotra, S. Relevance Feedback: A Power Tool for Interactive Content-Based Image Retrieval. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 8, No. 5, pp. 644–655, 1998.
- [9] Goldberg, D.E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*. Addison-Wesley, 1989.
- [10] Koza, J.R. *Genetic Programming*. The MIT Press, 1992.
- [11] 畷見達夫. 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.
- [12] Caldwell, C. and Johnston, V.S. Tracking a Criminal Suspect through Face-Space with a Genetic Algorithm. In *Proc. of the Fourth International Conference on Genetic Algorithm*, pp. 416–421, 1991.
- [13] Sims, K. *Artificial Evolution for Computer Graphics*. *Computer Graphics*, Vol. 25, No. 4, 1991.
- [14] 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. 信学技報, Vol. HIP96-4, pp. 17–22, 1996.
- [15] 北本朝展, 高木幹雄. 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.
- [16] 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. 信学技報, Vol. PRMU97-58, pp. 25–32, 1997.
- [17] 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.
- [18] 田中良久. 心理学的測定法 第2版. 東京大学出版会, 1977.
- [19] Berman, A.P. and Shapiro, L.G. A Flexible Image Database System for Content-Based Retrieval. In *Proc. of 14th International Conference on Pattern Recognition*, pp. 894–898. IEEE, 1998.