

タイトル	対話的進化計算(IEC)を用いたデザインスケッチ画像の類似検索
著者	菊地, 慶仁
引用	北海学園大学工学部研究報告, 32: 107-115
発行日	2005-02-21

対話的進化計算(IEC)を用いたデザインスケッチ画像の類似検索

菊地 慶 仁*

Search algorithm for affinities between different design sketches based on interactive evolutionary computing

Yoshihito KIKUCI*

要 旨

本研究では、設計初期段階におけるスケッチ画像の類似検索を対象としている。この段階の類似検索では、単純に数学的に既定できる検索ではなく、デザイナーの感覚毎に、あるいはデザインの段階毎に、異なった性格の検索を行う必要がある。このような感覚的な検索を実現するために、本研究ではIEC(対話的進化計算)によるアプローチを用いて、特定の画像に対して最も適した類似度を返すとともに、別途指定した別の画像に対して任意の類似度が得られるように類似判定系を操作する。このような類似度判定にニューラルネットワーク(NN)を用い、ニューラルネットワーク自体の学習には遺伝的アルゴリズム(GA)を用いる。本報告では、アルゴリズムの提案と基本的なデータによる有効性の検証を行う。

Abstract

This report is focusing to searching sketch image in early design stage for electronics instrument. In this stage, searching is not defined in mathematically. It needs an algorithm that similar to designer's sense. To realize these algorithms we apply IEC (Interactive Evolutionary Computing). Our system can evaluate similarity based on a sketch image, and adjust other image's similarity. We use NN (neural network) for similarity and study a GA (genetic algorithm) of neural net. In this report, we propose fundamental concept and verify its usefulness with simple gray scale image data.

* 北海学園大学工学部電子情報工学科

* Department of Electronics and Information Engineering, Faculty of Engineering, Hokkai-Gakuen University

1. 序論

近年の製品設計では、CADを用いた筐体設計、そのデータを用いたラピッドプロトタイピング及び機械加工など情報のデジタル化が進められているが、意匠設計の初期段階では依然として多数のスケッチ画（図1）を描画することがデザイナーの想発活動を支えている。その理由としては、デザイナーの発想スピードに対応するためには、CAD等の表現方法での入力に比べて格段に高速なデザインスケッチが適していること、また一度に多数のスケッチを壁面に掲示してデザインレビューを多人数で行うなど、意匠設計時に必要とされるメリットを多数備えている点あげられる。しかしながら、デザインプロセスでスケッチ画を用いていくためには：

- ・意匠登録などのために、同業他社により類似したデザインが過去に登録されていないことを確認する必要がある。
- ・他社によるデザインではなく、同一の事業所ないしデザイン部門中でも過去に類似したデザインを行ったかどうかを判断する必要がある。
- ・設計対象とは全く異なったジャンルで、対象と類似したデザインや自然物などを見つけ出すことでデザイナーの発想を支援することが可能となる。

といった理由から手書きスケッチを対象とした類似性判定が求められる。スケッチ画像では、写真等のイメージに比べて次のような特徴を持っている。

- ・原画のサイズが統一されていない。
- ・書く人によってスケッチのタッチが異なる。
- ・連続した正確な直線や曲線で表されていない。

画像の類似性判定を行うためには、対象画像を1つ設定し、その画像に対して他の画像の類似度を求める必要がある。しかしながら、2つの画像の類似度は、デザイナーによる感覚的な判断によるので、判断する人間と判断時の目的で異なってくる。

このような画像の検索を目的とし、本研究では対話的進化計算（IEC：Interactive Evolutionally Computing）を用いることで解決を計る。具体的には、類似度判定にはニューラルネットを用い、局面毎のニューラルネットの学習に遺伝的アルゴリズム（GA：Genetic Algorithm）を用いる。これらを用いて、2つの画像を入力とし、一方の画像に対する類似度を判定するとともに、他方の画像の評価値を操作する基本的な方式を提案し、10×10のグレイスケール画像を用いて検証を行い有効性の確認を行う。

2. 本研究で用いる方法論と課題

2.1 検索対象

図2の2つの画像を用いて局面毎に判断基準が異なる例を示す。左側は、図2の例でのデザイン対象である携帯電話のシルエット画像で、右側は豚を上から見たシルエットである。この2つの画像は、数値的な類似判定アルゴリズムを用いると似ているシルエットのグループとして抽出されることがある。単純に類似画像を検索するためには豚のシルエットのような画像は排除する必要があるし、逆にデザインのバリエーションを増やす想発的な目的では、豚の画像は歓迎されることも考えられる。本研究では、使う人間と局面に適した感覚的な判断を実現するために、本来の検索対象の画像(図2の携帯電話画像)に対しての類似度を上げるとともに別途指定した画像(図2の豚のシルエット画像)に対しての類似度を、検索者の意図に応じて操作して類似検索が出来るようにする必要がある。また、その際にもオリジナルの検索対象画像の類似度は常に1となる必要がある。

2.2 IEC

IEC [1] とは対話的進化計算法 (Interactive Evolutionary Computing) の略であり、ユーザの主観的評価値に基づいて最適化を行う技術のうち、進化的計算 (EC) を最適化手法として用いる方法である。つまり、ユーザがシステムからの出力を実際に見たり聞いたりして評価し、その評価に基づいて良いと感じられる出力が得られるようにECがシステムを最適化する。IECは、他に3次元CG画像の生成 [2] やメンタルヘルスの度合いを計測するなど、多方面で応用されている。

2.3 ニューラルネットワークを用いた類似性判定

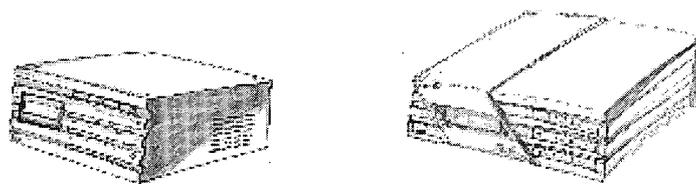


図1 本研究で対象としているデザインスケッチの例



図2 検索実行者の意図から要不要の判定が分かれる例 (3D Studio Max Libraryより)

ニューラルネットワーク（以下NN）[2]は、脳の内部構造であるニューロン細胞の接続をプログラムとして実現した実行構造である。NNの簡単な実装例としてパーセプトロンがある。1つのニューロンは、複数の入力信号を加算して、その値が予め決めておいた敷居値を超えると出力信号を出す。パーセプトロンでは、入力素子それぞれに重要度を持たせるために入力値それぞれに重みを用意して、その重み付き総和を出力とする。

類似性判定では、始めに特定の画像の各画素を個々の入力として、重みを変化させながら出力値を確認し、特定の画像に対して高い出力を得られるようにNNの学習を行う。始めの画像以外の画像を入力とした場合には、学習済みNNからの出力が類似度となる。

2.4 遺伝的アルゴリズムによるニューラルネットワークの学習

遺伝的アルゴリズム（以下GA）[3]は、生物進化における突然変異、交差、適者生存などの遺伝現象をアルゴリズム化している。まず、それぞれ遺伝子を持った複数の個体を用意し、環境に最も適応した個体が残るように自然淘汰を行う。残った個体から次世代の個体が生み出す際に交差と突然変異を発生させることで、祖先とほぼ同一ながら一部異なる遺伝子を持つ次世代の個体を作り出す。この繰り返しによって環境に対して最も高い適応度を持つ個体が生成される。

2.5 本研究での課題

本研究での課題を以下にまとめる。

- ・ニューラルネットワークをメカニズムとして、検索時にベースとなる画像の類似度を求めた場合に、常に類似度1が得られる方法が必要である。
- ・個々の画像に対して求める類似度は人によって異なるので、使う人に適した類似度が得られるように、特定の画像に対する類似度を変化出来るようにする。

3. 本研究における方法論

3.1 IECによる類似性判定

本研究では、類似度を求める部分にパーセプトロン型NNを使用し、そこで使われる重みをGAによって学習させる（図3）。始めに検索対象のベースとなる画像と類似度を操作したい画像を入力として、パーセプトロン型NNの重みをGAによって用いて学習させる。類似度を上げるように学習させるか、下げるように学習させるかは、目標値を設定することでその値に近づくように自動的に学習させる。次に得られた評価用の重みを用いて、類似度を求めたい画像を入力としてNNによって評価を行う。

類似度は、パーセプトロン型NNによる出力を用いる。入力される画像は2種類あり、1つは検索の基準となるベース画像で、この画像を入力とした時には類似度100%が得られるよう

にNN学習を行ってある。残りは、類似度を求める対象となる画像である。パーセプトロンへの入力は、次の式で表されるベース画像と評価対象画像の画素の差から求めた正規化値を用いる。

$$\text{画素の正規化値} = (255 - \text{画素同士の差の絶対値}) / 255$$

このようにして求めた正規化値に対して、NN用の重みを掛けてその総和をとり、さらに正規化して0～1の実数値に変換したものを最終的な2つの画像の類似度として出力する。正規化することでベース画像と同じ画像が入力されると類似度は必ず1となる。

重みの学習は、次の手順に従ってGAを用いて行う。

- 1) 類似度を操作したい比較画像の評価値の目標値を設定しておく。
- 2) いくつかの重みの組み合わせをランダムに発生させ、GAにおける遺伝子として扱う。
- 3) 各遺伝子を用いてNNによる類似度を求める。その中から目標値に近い遺伝子を取り出す。
- 4) 取り出した遺伝子に対して交差と突然変異を発生させて、新しい遺伝子を生成する。
- 5) 1)～4)を繰り返すことで、比較画像の評価値を目標値に近づける。

3.2 ブロック化

スケッチ画像を扱うので、入力となる画像に決められた大きさはない。そうすると、たとえば似たような画像でも大きさが異なると、対応する重みが変わってしまうため類似度が低くなってしまふ。そのため、1つの画像をある大きさを持った複数の領域に分割するブロック化を行った。この分割された領域、つまりブロックごとに重みを対応させることによって、対応する重みをある程度一定にすることができる。そうすると、大きさが多少異なる類似画像に対して同等の類似度が得られるようになる。また本研究では、ブロック同士の間の情報を補うために、ブロック同士が重なるようにしている。

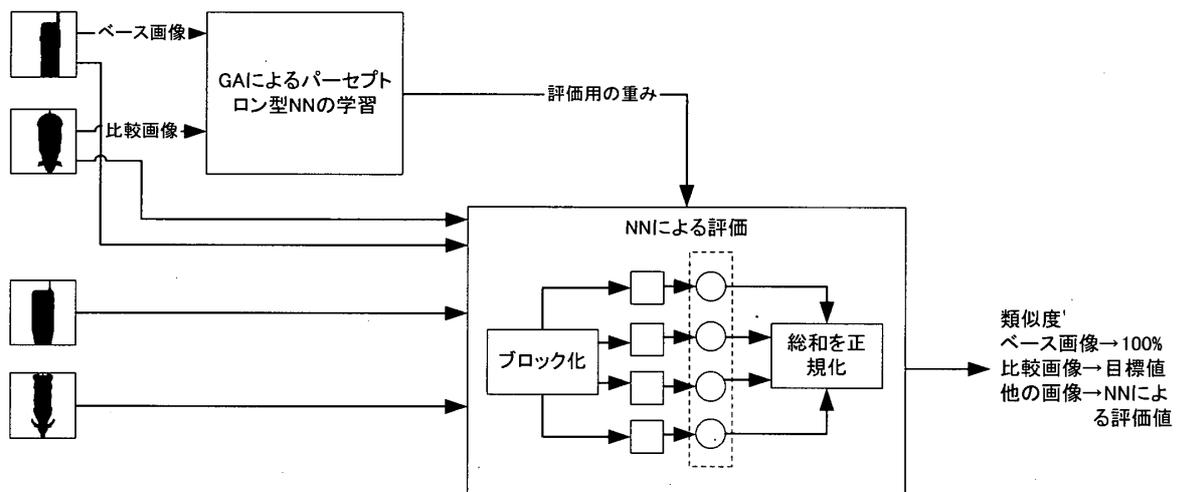


図3 試作システムの情報の流れ

ブロック化の問題点は、ブロックの大きさをどうするかである。ブロックを大きくすれば上で述べたような利点を得られるが、それにもなって類似検索の精度は下がってしまう。逆に、小さくすると精度は上がるが柔軟性が失われてしまう。現段階では、ブロックの大きさを決定するアルゴリズムはないので、直感的に決めているにすぎない。

4. 実験

4.1 グレイスケール画像を用いた実験

本研究で提案するアルゴリズムの有効性を検証するため、 10×10 で0～255の値を持つグレイスケール画像を作成して実験を行った。用いたデータを図4に示す。今回検索対象となる画像はbaseと名づけられた菱形のイメージで、これと似たパターンで大きさが異なるもの、一部形状が異なるもの、まったく形状が異なるもの、などを用意した。実験ではbaseを基本的な入力画像とした。実験は、次の2項目で行った。

- (1) このベース画像と組み合わせてinput 1の類似度が上がるように学習させたNNを用いてbaseとinput 1～15の画像の類似度を求めた。結果を図5に示す。
- (2) 次にinput 2～15に関して、の類似度を上げるように学習させた場合と下げるように学習させた場合、それぞれの場合で類似度がどの程度変更できたかを求めた。得られた類似度を図6に示す。

4.2 実験結果及び考察

図5では、base画像を入力した場合は必ず類似度が1（同じ画像であるということを示している）となることが確認できる。また、input 1画像に対する類似度をある程度上下させることが可能であることが確認できた。またにinput 1に類似したinput 2～input 4も同様の類似度の変化が見られ、特定の画像のニュアンス強調させた検索では類似した図形に対しても同様の結果が波及することが判明した。

図6から、類似度の変化幅は、input 1のように0.03程度しかないものから、input 4のように0.5程度あるものまである。これらの差は、操作する画像がベース画像にどれだけ近いかによって生じている。つまり、ベース画像に非常に類似している画像の評価値を下げることは難しいが、もともと類似していない画像の類似度はある程度大きく変化させることができることが判明した。また似ている画像の中でもベース画像に拡大・縮小を行った画像の類似度はある程度変化させることができることもわかった。

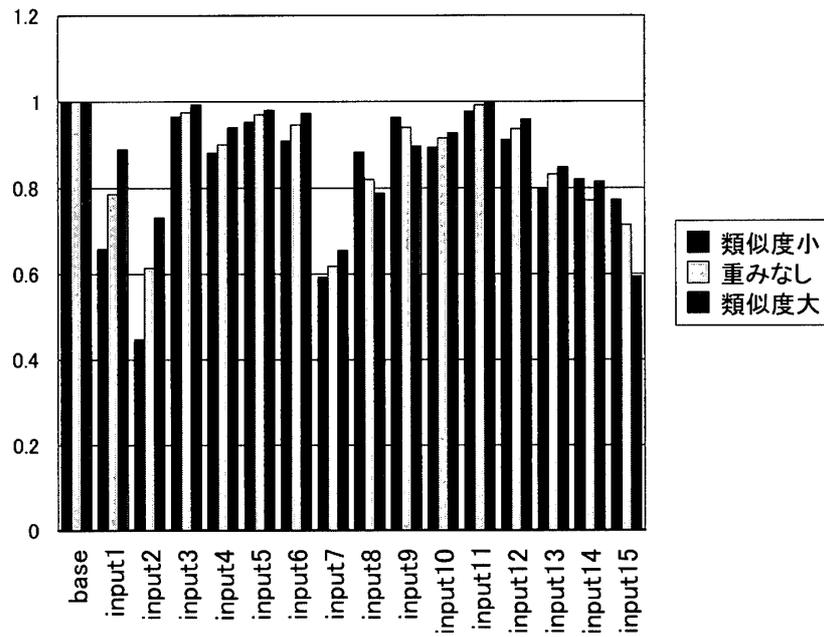


図5 input 1 の評価値を変化するように学習した場合

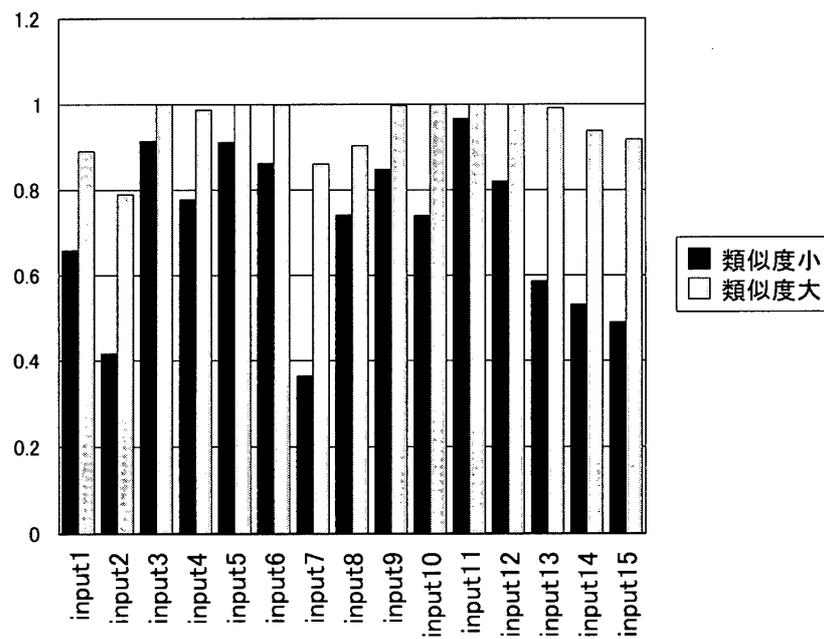


図6 input 2 ~ input 15 の評価値を上下させるように学習した場合での、それぞれの評価値の変化

5. 結論

本研究は、次の2つの目的で行った。

- ・ 1つの画像に比べた他の画像の類似度を求める。
- ・ オリジナル画像の評価値は変化させないで、特定の検索対象画像に対する類似度を変化

させる。

類似性判定を行うための手法として、検索者の直感的感覚で検索を行うために、NNとGAの技術を組み合わせて、IECを用いた。また、拡大・縮小画像に対して高い類似度を得るためにブロック化を用いた。

提案したアルゴリズムを実装し、10×10画像を入力画像として基礎的な実験を行った。その結果、特定の画像に対する類似度をある程度変化させることには成功した。

今後の課題としては、次の項目が考えられる。

- ・スケッチ画像に対する類似度の変化の範囲を大きく出来るようにすること。
- ・スケッチの描かれている位置や回転変換に対する対策が必要である。
- ・現段階では最初にしか複数の画像の類似度を変化させることが出来ないなので、追加的に学習できるようにする。

参 考 文 献

- [1] Hideyuki Takagi, "Interactive Evolutionary Computation : Fusion of the Capacities of EC Optimization and Human Evaluation," Proceedings of the IEEE, Vol.89, No.9, pp.1275-1296 (2001)
- [2] Hiroaki Nishino, Tsuneo Kagawa, Hideyuki Takagi, and Kouichi Utsumiya, "A synthesized 3DCG contents generator using IEC framework," IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC2004), the Hague, the Netherlands, pp.5719-5724 (October10-13 2004).
- [3] Hideyuki Takagi, Tomohiro Takahashi, and Ken Aoki, "Applicability of interactive evolutionary computation to mental health measurement," IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC2004), the Hague, the Netherlands, pp.5714-5718 (October10-13 2004).
- [4] R. ビール・T. ジャクソン著八名和夫監訳, "ニューラルコンピューティング入門", 海文堂出版株式会社
- [5] 米澤保雄, "遺伝的アルゴリズム進化理論の情報化学", 森北出版株式会社