

# 対話型遺伝的アルゴリズムにおける サポートベクターマシンを用いた初期個体生成

Interactive Genetic Algorithm using Initial Individuals produced by a Support Vector Machine

雨宮明日香<sup>\*1</sup> 三木光範<sup>\*2</sup> 廣安知之<sup>\*3</sup>  
Asuka AMAMIYA Mitsunori MIKI Tomoyuki HIROYASU

<sup>\*1</sup>同志社大学大学院工学研究科 Graduate School of Engineering, Doshisha University  
<sup>\*2</sup>同志社大学理工学部 Department of Science and Engineering, Doshisha University

<sup>\*3</sup>同志社大学生命医科学部  
Department of Life and Medical Sciences, Doshisha University

In this research, Interactive Genetic Algorithm(IGA) that produces initial individuals by a Support Vector Machine(SVM) was proposed. SVM learned the sensitivity of a user, and the obtained data was used to produce initial individuals matching the preference of a user. The results of experiments showed that proposed algorithm searched for solutions efficiently, and reduced the fatigue of users.

## 1. はじめに

近年、製品設計などにおいて、工学的尺度に加えて意匠性など付加価値を高める感性的尺度の重要性が高まっている。これに伴い、感性を工学的に扱う研究が行われている [長沢 1998]。しかし、人間の感性をモデル化することは非常に困難である。そこで、人間そのものを最適化系に組み込み、人間の評価に基づいてコンピュータに最適化させるという手法として、対話型遺伝的アルゴリズム (Interactive Genetic Algorithm: IGA) [高木 1998] が注目されている。IGA は遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) による探索をベースとし、人間が持つ印象や好みなどの人間的感性を評価関数として求める解を導き出す手法である。IGA は人間の関与が必須であるため、個体数や探索世代数を制限することによってユーザの疲労を考慮する必要がある。しかし、個体数や探索世代数の制限は早熟収束という問題につながる。

そこで、ユーザの感性をシステムが事前に学習し、その結果を保存することで、その後の試行においてユーザの嗜好に合った個体をより多く提示するメカニズムを IGA に組み込み、解探索の効率化を図る手法を提案する。学習メカニズムとして、優れたパターン認識性能を持つサポートベクターマシン (Support Vector Machine: SVM) を用いる。SVM によりユーザの嗜好に合った個体と嗜好に合わない個体を学習し、学習結果を個体生成に利用することで、IGA による解探索の効率化を図り、ユーザの疲労を軽減する。本研究では、SVM による学習結果を基に IGA における初期個体を生成し、効率よく解探索を行えるかについて検証を行う。

## 2. 対話型遺伝的アルゴリズム

### 2.1 概要

対話型遺伝的アルゴリズムは、GA における遺伝的操作と人間の評価という人為的な判断によって解の探索を行う。つまり、GA のアルゴリズムにおける「評価」の部分を実験者が行う。そのため、従来の GA と比べて人の感性を取り扱うことに適しているといわれている [高木 1998]。

### 2.2 技術的課題

通常の IGA では、解の探索空間が設計空間全域である。設計空間が広く複雑な場合、最適解に収束するためには多くの個体数と探索世代数が必要となる。しかし、IGA では両者を大きくすると、個体の比較評価の際にユーザに大きな疲労を与えてしまう。疲労軽減のため、個体数と探索世代数を少なくしなければならないが、これは収束悪化につながる。

そこでこれらを解決する方法として、初期個体の生成範囲をある程度ユーザの感性に適合した設計空間領域に縮小することで、この問題を解決することができると考える。ユーザの感性に適合した設計空間領域を学習する方法として、優れたパターン認識性能を持つサポートベクターマシンを用いる。

### 3. サポートベクターマシン

サポートベクターマシンは、Vapnik らによって考案された 2 値分類問題を解く学習マシンである [Vapnik 1999]。特徴空間内の線形分離マージンを最大化することにより、分類、回帰などへの応用において、高い汎化性能を実現している。図 1 に SVM の学習モデルを示す。学習データをベクトルの集合で表し、学習データ集合の中で、境界付近に存在する学習データであるサポートベクターと境界線との距離であるマージンを最大化するように分離超平面を求める。そして分離超平面を基に、未知のデータを正例、あるいは負例の 2 クラスに分類する。

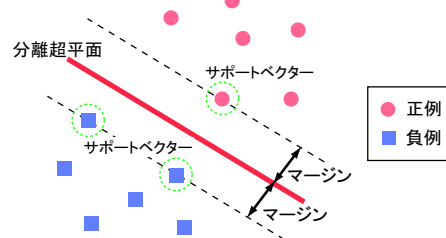


図. 1 SVM の学習モデル

### 4. IGA におけるサポートベクターマシンを用いた初期個体の生成

IGA に SVM を利用することによって、個体をユーザの嗜好に合った個体と嗜好に合わない個体の 2 種類に分類することができる。そして、ユーザの評価特性を学習することによ

連絡先: 雨宮明日香, 同志社大学大学院工学研究科,  
京都府京田辺市多々羅都谷 1-3, 0774-65-6921,  
aamamiya@mikilab.doshisha.ac.jp

て、生成された新たな個体がユーザの嗜好に合っているか否かを判断することが可能となる。

今回は、SVMによるユーザの評価特性の学習を初期個体の生成時に利用する。提案手法の流れを以下に示す。

1. IGAによる解探索を行う前に、複数の個体をユーザに提示し、その個体に対して「好き」「嫌い」「どちらでもない」の3段階で評価を行ってもらい、「好き」と評価された個体を正例、「嫌い」と評価された個体を負例として評価特性の学習を行う。
2. 個体をランダムに生成する。
3. 評価特性の学習を基に、生成された個体の評価値を予測し、個体をユーザの嗜好に合っている（正例）か嗜好に合っていない（負例）かを判断する。
4. 生成された個体がユーザの嗜好に合っていれば、その個体を初期個体として用いる。嗜好に合っていなければ個体の生成を取り消し、ステップ2に戻る。

指定した初期個体数分の個体が生成されるまで、ステップ2から4を繰り返す。初期個体が全て生成された後は、通常のIGAの操作（評価、選択、交叉、突然変異）を行う。

## 5. 検証実験

### 5.1 実験概要

提案手法の有効性を検証するため、SVMを利用してユーザの嗜好に合った初期個体を生成するIGA(IGA+SVM)のシステムと、学習機能を用いていない一般的なIGA(IGA)のシステムで比較を行った。システムの対象問題として「三色旗デザイン問題」を用いる。本対象問題は、図2に示すように、三色旗の上部、中部、および下部の各色を変更することで、三色旗の配色を決定する問題である。色の表現には1つの色を色相、彩度、および明度の3つの要素によって表現するHSB表色系を用いる。

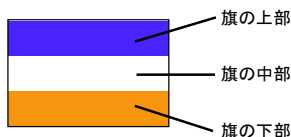


図. 2 三色旗デザイン問題

検証実験に用いたコンセプトは「好みの配色の三色旗」として三色旗作成の実験を行った。被験者は20歳代の男女5名で、それぞれ2試行ずつ行った。各システムにおける主なパラメータは、個体数12、突然変異率0.083、選択はルーレット選択とし、被験者が満足する三色旗を作成できた時点で終了とした。なお、突然変異率の値は提示される個体数のうち、3個体の旗の一部の色が変化する確率として与えた。また、探索の事前に行う評価特性の学習のためにユーザに提示する個体数（学習データ数）は36とした。SVMのツールとしては、LIBSVM[Lin 2001]を使用した。実験終了後、被験者に対し、以下に示す項目についてアンケートを実施した。

評価項目1 作成した三色旗に対する満足度はどの程度か

評価項目2 三色旗作成時の疲労度はどの程度か

### 5.2 実験結果と考察

#### 5.2.1 被験者アンケート

評価項目1における結果を図3に、評価項目2における結果を図4に示す。図3より、IGAのシステムより、IGA+SVMのシステムの方が、満足度の高い三色旗を作成できていることがわかった。また図4より、IGA+SVMのシステムを用いた

場合には30%の被験者が疲れたと回答したのに対して、IGAのシステムを用いた場合には70%の被験者が疲れたと回答した。これらより、IGA+SVMのシステムの方が、少ない疲労度でより満足度の高い三色旗を作成できていることがわかった。

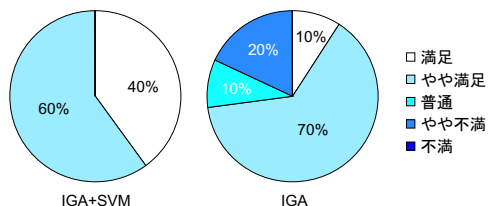


図. 3 評価項目1の結果

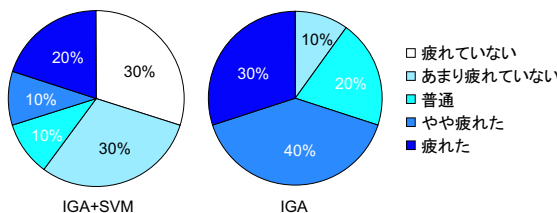


図. 4 評価項目2の結果

#### 5.2.2 探索終了世代の比較

IGA+SVMのシステムとIGAのシステムで実験を行った際のそれぞれの探索終了世代数の平均値、最大値、および最小値を図5に示す。

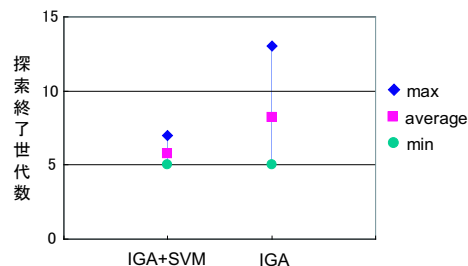


図. 5 探索終了世代数の比較

図5から、IGAのシステムより、IGA+SVMのシステムを用いた方が、少ない探索世代数でコンセプトに沿った三色旗を作成できていることがわかった。

以上の実験結果から、SVMによってユーザの嗜好に合った初期個体を生成することで、IGAにおける解探索の効率化を図り、ユーザの疲労を軽減できることがわかった。

## 6. まとめ

本研究では、IGAにおける初期個体の生成にSVMを用いる手法の提案を行った。評価実験の結果、ランダムに初期個体を生成したシステムより、SVMによってユーザの嗜好に合った初期個体を生成したシステムの方が、少ない疲労度でより満足度の高い解を探索することができた。これによって、提案手法を用いることでIGAにおける解探索を効率よく行うことが可能であることを示した。

## 参考文献

- [長沢 1998] 長沢伸也: 感性工学の基礎と現状, 日本ファジ学会誌, Vol.10, No.4, pp.647-661 (1998).
- [高木 1998] 高木英行, 畷見達夫, 寺尾隆雄: 対話型進化計算法の研究動向, 人工知能学会誌, Vol.13, No.5, pp.692-703 (1998).
- [Vapnik 1999] Vladimir Vapnik: Statistical Learning Theory, Wiley (1999).
- [Lin 2001] Chih-Jen Lin: LIBSVM, <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvmtools/> (2001).