

脳機能情報の対話型最適化への応用における 嗜好のレベルの推定と課題

Discussion on estimation of preference level by neuroimaging
for application of interactive optimization

田中美里*1
Misato Tanaka

三木光範*2
Mitsunori Miki

山本詩子*3
Utako Yamamoto

廣安知之*4
Tomoyuki Hiroyasu

*1*2 同志社大学理工学部

Faculty of Science and Engineering, Doshisha University

*3*4 同志社大学生命医科学部

Faculty of Life and Medical Sciences, Doshisha University

In this study, we develop a recommendation system of information or products using brain activity information. We performed a subjective experiment to examine the estimation method of preference levels from brain activation by functional Magnetic Resonance Imaging. The accuracy of estimation was not high on a three-point scale. However, a correlation between the user responses and the estimated preference levels was confirmed. Then, a simulation experiment of product selection using interactive optimization based on the estimated preference levels were conducted. In the result, the preference levels of presented contents were increased significantly according to progress of recommendation. The reason was that the correlations were weak on the three-point scale but strong on the two-point scale. Therefore, it was suggested that the recommendation based on preference levels based on brain activation was enabled by combining interactive optimization with binary-scale evaluations which have been researched previously.

1. はじめに

近年, ALS(Amyotrophic Lateral Sclerosis) の患者が増加している [JIDIC 13]. ALS では重度の筋肉の萎縮と筋力の低下が発生し, 患者は手足や顔を含めた全身の筋肉を動かすことができなくなる. 一方で, 認知機能や感性は元のまま残存し, ALS 患者は健常者と同様に環境に対して快不快を感じる, または事物に対する欲求や情動を感じる. しかし, 言葉や表情, ジェスチャーによって感情や意思を伝えることが困難となるため, ALS 患者は強いストレスを抱える. よって, 患者が外部とコミュニケーションをとるためのインタフェースが求められており, BMI (Brain Machine Interface) が注目されている.

BMI は脳活動の計測データから情報を抽出し, それによって体外のコンピュータを操作する. ユーザがどのような運動をイメージしているかを読み取って手足の動作を補助する技術などが研究されている [Fazli 12]. また, 2009 年には NeuroSky 社が脳波の強弱を測定する玩具を開発環境つきで発売する [NeuroSky 09] など, ALS 患者のような意思疎通が困難な場合に使用することは勿論, 健常者による医療分野以外の利用も今後ますます広がって行くことが予想される.

よって本研究では, これらの技術に対話型最適化による情報推薦システムに組み込むことを提案する. 対話型最適化は, 対象へのユーザの主観的な評価値を用いて最適化を行うことで, よりユーザの評価の高くなる対象群を獲得する手法である. この評価値に人間の脳活動という主観性の源であるデータを直接扱うことで, ユーザの評価を代替するだけでなく, より正確な主観的な評価値を取得することができると考えられる. 本稿では推薦システムの対象として商品推薦への応用を目指し, 感性情報として特にユーザの嗜好情報に着目した. 実験では, ドレス画像を対象とした嗜好のレベルの推定を行った. fMRI によって女性被験者のドレス呈示時の脳活動を計測し, 嗜好レベルの推定とそれを用いた対話型遺伝的アルゴリズムの推薦シミュレーションを行い, その課題と展望について議論した.

2. 対話型遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズムは, 生物の進化を工学的に模倣した最適化手法である [Goldberg 91]. 1 つの解候補を 1 つの個体とよび, 個体の集団を用いて, 評価の劣る個体を除去する淘汰と優秀な個体同士を掛け合わせて子個体を生成する遺伝的操作を繰り返すことで, 探索を進める. 対話型遺伝的アルゴリズムは, この遺伝的アルゴリズムの評価にユーザの主観的な評価値を用いることで, ユーザにとっての大局的な最適領域を探索する手法である. これまでに商品推薦 [Ito 08], 服飾デザイン [Sugahara 08] など人間の感性を必要とする様々な問題に応用されてきた.

生体情報による iGA としては, 心拍や視線情報を用いた先行研究がある. Fukumoto らはユーザの心拍や心拍変動を測定し, 評価値として用いた [Fukumoto 10]. 心拍が一定, 変動が少ない状況ではユーザがリラックスできているとし, それを基にユーザに呈示する音楽を最適化した. Holmes は, ユーザの視線追跡を行い, 評価時の負担を低減する研究を行った [Holmes 08]. このように生体情報を用いた iGA への取り組みは幾つかあるが, 視線や心拍には取得できる情報の種類に限りがあり, 脳活動情報の導入が今後の検討課題となる.

2.1 脳機能イメージングによる嗜好のレベルの推定

2.2 fMRI (functional Magnetic Resonance Imaging)

fMRI は MRI 装置を用いて, 脳内の血流量変化から脳の神経活動を推定する脳機能イメージング技術である. MRI 装置は強磁場中の水素原子に核磁気共鳴現象を発生させ, 電磁波の照射と計測を行って体内の構造を撮像する. fMRI ではこの MRI 装置で脳を繰り返し撮像することで, 各時点での信号強度の変化量から神経活動の強弱を推定する.

非侵襲な脳機能イメージング技術としては fMRI の他, 同じく脳血流量変化を測定する fNIRS (functional Near-Infrared Spectroscopy) や脳の神経活動から生じる電位を計測する EEG (Electroencephalograph) などが挙げられる. これらの中で, fMRI は時間分解能は秒単位であり低いものの, 空間分解能が mm 単位と高く, 脳の局所的な活動を捉えることができ

る。そのため、特定の認知活動に対する神経基盤の特定や、脳活動パターンから認知活動の内容をデコードする Mind Reading[Norman 06] など多様な研究に用いられている。よって本研究では、この先行研究における知見が豊富で、取得する情報量の多い fMRI を用いて脳機能情報を用いた iGA システムについて検証する。この fMRI を用いた iGA システムが確立することで、脳機能情報による対話型最適化が可能であることが示される。同時に、その得られた知見を他の低分解能だが可搬性の高い脳機能イメージング装置へ応用し、よりユーザビリティの高いシステムの構築に貢献することが可能であると考えられる。

2.3 fMRI における嗜好の推定

本研究では商品推薦を主な対象問題とし、購買意欲などに関連する感性情報として嗜好に着目した。嗜好に関連する神経基盤の特定や識別の先行研究として、Deppe らの研究がある。Deppe らは飲料の写真を見せたときの内側前頭前皮質 (Medial PreFrontal Cortex: MPFC) の活性が、好みのものと非嗜好のものと有意に異なることを示している [Deppe 05]。また、Knutson らは実際の購買行動を模擬したタスクによる研究を行った [Knutson 07]。実験結果において、購入時と非購入時の脳活動について、側坐核 (Nucleus Accumbens: NAcc)、島 (Insula)、腹側内側前頭皮質 (ventromedial PreFrontal Cortex: vmPFC) の活動を用いた重回帰分析によって、活動に一定の差があることを示した。

これらの先行研究より、嗜好の有無の識別については可能であると考えられる。したがって本研究では、嗜好と非嗜好の識別をベースに嗜好のレベルを定量化する手法を開発し、対話型遺伝的アルゴリズムのシステムに組み込むことを目指す。

2.4 脳機能イメージングによる嗜好のレベルの推定の課題

嗜好のレベルの推定器を作成するにあたって、同一カテゴリ内の刺激間において、嗜好のレベルの差を推定することが可能か検証する必要がある。iGA を利用した商品推薦においては、ユーザに対し、類似した商品の呈示が繰り返されるケースが頻繁に発生する、そのため、最適化を進行させるにはこれらの類似商品間での嗜好レベルの差を推定できることが必要となる。fMRI が計測対象としているのは脳の神経細胞の発火という脳活動そのものではなく、それによって副次的に生じる脳血流量変化である。この脳血流量変化は、神経細胞の活動によって発生する電気信号の情報と比較すると、時間的、空間的な分解能が低い情報となる。よって、嗜好のレベルの差を推定し、推薦システムに応用するにあたって、この情報が十分であるかを確認するために実験を行った。

3. 脳機能イメージングによる商品推薦の実験

3.1 実験概要

本実験では類似した刺激呈示に対して刺激間の嗜好のレベルの差を推定できるか、またそれを用いて iGA による推薦が可能であるかを検証する。

本実験では嗜好を喚起する刺激として、様々な色や形のドレス画像を扱った。ドレス画像を用いた理由は視覚的な情報のみで嗜好を判断し易いこと、色や形状の特徴が他の装飾品などと比較して単純であるためである。これは後に述べる対話型進化計算の実験において、画像の設計変数を抽出し易いことが求められることによる。ドレスに対する嗜好を獲得するため、被験者は視覚障害のない 20 代の日本人女性 5 名とした。実験で使用した MRI 装置は、ATR-Promotions の MAGNETOM Trio, A Tim System 3T (Siemens) である。



図 1: 被験者への呈示画面

3.2 刺激と実験デザイン

ドレス画像は、インターネット上から収集して呈示用に加工した。色や形についてばらつきのある、64 種類のドレス画像を視覚刺激として用いた。MRI 装置による撮像は 2 セッション行ったため、1 セッションの中で 32 種類のドレス画像を呈示した。

被験者に呈示する画面を、Fig. 1 に示す。ドレス画像は 1 種類ずつ呈示される。画像の呈示とそのドレスが欲しいかという問い、ボタンデバイスを用いた回答、回答後の刺激によって生じた血流量変化を落ち着かせるための休憩を 1 セットし、32 回繰り返したものを 1 セッションとした。各被験者において呈示するドレス画像の順序はランダム化した。

3.3 データ処理と嗜好レベルの推定手法

3.3.1 データ処理

撮像された fMRI データは、統計解析ソフトの SPM8 (Statistical Parametric Mapping 8)[Penny 06] によって体動除去、標準化、平滑化の前処理を行った。そして、脳活動パターンを表す特徴量として、ドレス画像毎に一般線形モデル (GLM: General Linear Model) によって求められた T 統計値を算出した。本実験では、先行研究 [Deppe 05, Knutson 07] において嗜好の有無によって活動に差が生じているとされる vmPFC を含む、眼窩前頭皮質 (Orbitofrontal Cortex: OFC) を ROI とした。この ROI 内の T 統計値をドレス画像毎に平均 0、標準偏差 1 となるように正規化し、特徴量として用いた。

3.3.2 嗜好レベルの推定

本実験では第 1 セッションのデータから嗜好レベルの推定器を構築し、第 2 セッションのデータによってその精度を確認した。推定器の構築には、教師あり学習クラス分類手法である Support Vector Machine (SVM)[Bishop 07] を用いた。SVM を用いた感性レベルの推定のイメージが、Fig. 2 である。まず、ユーザのボタン評価から最も高嗜好であるデータと低嗜好であるデータを抽出し、その 2 クラスのデータを用いて識別器をトレーニングする。このとき SVM は、2 クラスをマージ最大化しながら識別面を構築する。この識別面からのユークリッド距離を、各脳活動パターンにおける嗜好のレベルとして捉える。Fig. 2 のグラフ中の脳活動パターン A は、高嗜好側にクラス分類される。そのため距離の値 2.6 をその嗜好のレベルの推定値とする。一方で脳活動パターン B は低嗜好クラス側に識別されるため、距離の値 1.7 に -1 をかけて嗜好レベル -1.7 と推定する。

3.3.3 設計変数

ドレス画像を用いた対話型進化計算を行うために、各画像の設計変数を定義した。Fig. 3 にその詳細を示す。ドレス画像を数量的に表現する設計変数として、形状と色を用いた。

形状は、厳密には曲率やサイズなどを細かくパラメータ化する必要がある。しかし、そうすると設計変数の数が増大し、実験には不適である。よってユーザの印象において似ている形状同士をより近傍に、数珠上に配置することで、Fig. 3 に示すように、7 種類のデザインを“形状”という 1 つの設計変数

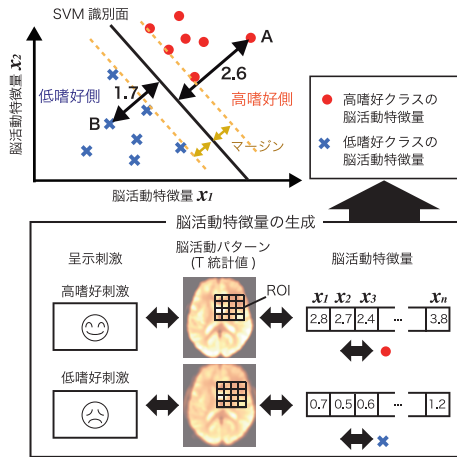


図 2: SVM による感性レベルの推定

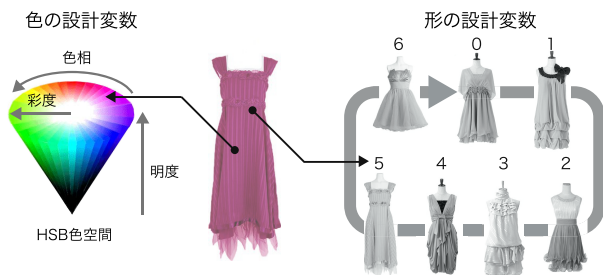


図 3: ドレスの個体表現

で表現した。色は各ドレスの RGB のヒストグラムを求め、各最頻値から決定した。遺伝子型としては、色相、彩度、明度によって 1 色を表現する HSB 色空間を用いる。

3.3.4 iGA パラメータ

本実験では対話型遺伝的アルゴリズムのパラメータとして、母集団サイズを 6、世代数を 5 とした。各世代で評価値の高い半数の個体が、親個体として選択される。また、母集団サイズ、世代数が少ないことを考慮して、突然変異は行わなかった。交叉手法としては BLX- α を用いた。

3.4 実験結果

3.4.1 嗜好レベルの推定

事前の統計解析により、嗜好レベルの推定を行う被験者を 2 名に絞り込んだ。この 2 名について推定した評価値を Fig. 4 に示す。横軸が被験者のボタン回答によるデータのラベルである。縦軸がクラスごとの各データの推定値の平均とその分散である。図には、第 1 セッションの推定結果と第 2 セッションの推定結果の双方を示した。

グラフでは、両被験者とも第 1 セッションにおける嗜好レベルの推定値は高嗜好、中嗜好、低嗜好の順に低下している。被験者 B では、隣り合うクラス間（高-中嗜好間、中-低嗜好

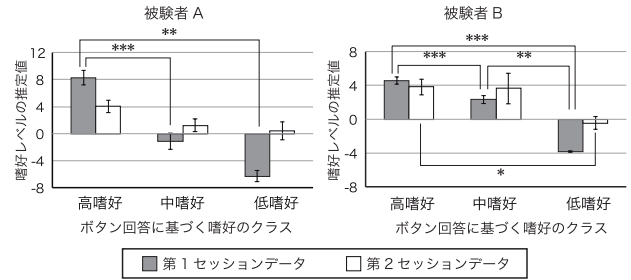


図 4: 3 クラスにおける推定評価値平均

間)の全てに有意差が認められた。高嗜好と低嗜好の 2 クラスから推定器を構築するが、この推定器によって中嗜好のデータがその中間の値になるよう正しく推定されたと言える。被験者 A は中-低嗜好間の差は有意ではなかったが、高-中嗜好間と高-低嗜好間での有意差が得られた。

しかし、第 2 セッションの推定結果においては、それらのレベル間の平均値の差が小さくなった。被験者 A は各組合せにおいて、被験者 B は高-中嗜好間に有意差が認められず、第 2 セッションにおいて推定器の効力が低下したことが察せられる。推定器の効力低下は認められたが、Cohen's d の効果量を求めると、Table 2 に示すように、両被験者共に一般に意味があると言われている 0.8 を 2 つ以上の組合せで上回っている。この結果から、いずれかのレベル間には実質的な推定値の差があると考え、この精度において iGA が可能であるかを検証した。

3.4.2 iGA を用いた推薦シミュレーション

Fig. 5 に、前節で得た推定評価値によって iGA を用いた推薦シミュレーションを行った結果を示す。各系列は各世代の 100 試行の平均評価値の推移を示している。被験者 A、被験者 B ともに世代を経るごとに、評価値が上昇する傾向があることが確認できる。

多重比較検定により各世代の母集団平均値を比較したところ、両被験者とも第 1 世代と第 2 世代の間に有意差が得られた。被験者 A については第 2 世代以降は隣り合う世代間で有意差を得ることはできなかった。しかし、被験者 B は第 2 世代と第 3 世代以降、また第 3 世代と第 5 世代の間に優位性が見られた。また、両被験者ともに、最終世代までに平均値が上昇し、第 1 世代と最終世代の間には $p < 0.001$ で有意な差があった。

3.5 考察

第 2 セッションのデータは隣接する推定嗜好レベル間で有意な差を得ることができなかったにも関わらず、iGA では問題なく収束した。この理由を示すのが、Fig. 6 である。Fig. 6 では、Table 2 において効果量が 0.8 を下回った嗜好レベルの組合せを統合した。統合された嗜好レベル間の平均値の差を t 検定した結果、被験者 A は $p < 0.05$ で、Subject B は $p < 0.01$ で有意差があった。つまり、第 2 セッションでは嗜好のレベルを 2 つのレベルで推定することに成功していたと言える。

また、この結果は中嗜好という被験者の回答が、脳活動に

表 1: 対話型遺伝的アルゴリズムのパラメータ

項目	値
母集団サイズ	6
遺伝子長	4
世代数	5
交叉率	1.0
突然変異率	0.0

表 2: 第 2 セッションにおける各レベル間の効果量。

嗜好レベルの組合せ	被験者 A	被験者 B
高嗜好 v.s. 低嗜好	1.09	1.46
高嗜好 v.s. 中嗜好	0.83	0.05
中嗜好 v.s. 低嗜好	0.26	1.21

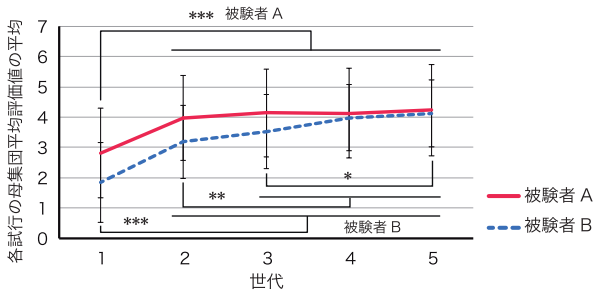


図 5: 母集団の推定評価値平均の世代による推移

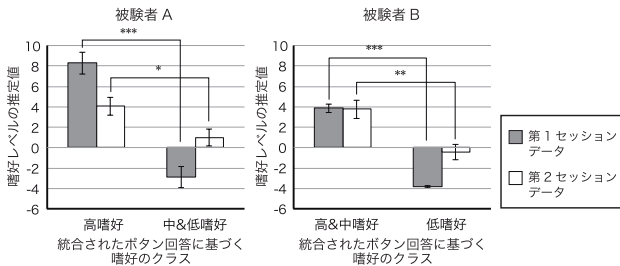


図 6: 2 クラスにおける推定評価値平均

においては高嗜好と低嗜好のどちらかにより近かったということを示唆している。すなわち、ユーザがアンケートなどのインタフェースに入力した評価の値が、ユーザが実際に感じている嗜好のレベルと一致していなかったとも言える。このことから脳活動データから得られたユーザの感性的な数値情報をユーザに呈示する、または内部的に用いることで、ユーザの対象への評価の支援を行うことの有用性が認められる。

また、このように2つのレベルの推定と分離が成功していたということは、個体に対して好きか嫌い (0 or 1) といった2値の評価が行えたということになる。これは2値評価型インタフェースのiGA[Hiroyasu 08]を実行していることにほぼ等しい。特に本実験で行ったiGAは、母集団サイズが6の小規模なiGAであり、かつ高評価の個体が多く含まれていたために、容易に収束したものと考えられる。

ただし、これらの条件を満たさない、大規模かつ複雑な評価空間を持つiGAの探索では現在の性能を維持することは難しいと考えられる。本実験におけるドレスデザインの対象問題は4個の設計変数によって表現されていたが、実際に商品推薦の問題を扱う場合、より多くの複雑な設計変数を持つ問題が対象となる。そのような場合、より高い探索性能を得るために、評価値の推定精度を上昇させることは今後必要と考えられる。

4. まとめ

本研究では人間の感性情報に基づいた商品推薦を行うシステムの検討を行っている。本稿では、実際の商品推薦にも見られるような狭い範囲で対象のパラメータが変化する刺激に対し、異なる嗜好のレベルを推定できるかを検証し、iGAによる推薦のシミュレーションを行った。

嗜好のレベルの推定では、ドレス画像を呈示したときの女性被験者の脳活動をfMRIで計測した。計測中のボタン押しによる回答に基づいて、高嗜好と低嗜好のデータから推定器の構築を行ったところ、時間をおいて計測したデータに対しては、推定の精度が低下する現象が観察された。これは被験者の評価の揺らぎが関連していると考えられる。また、この推定結果を用いたiGAによる推薦シミュレーションでは、世代が進むにつ

れて推定評価値が上昇する傾向が確認された。このことから、提案手法によって評価値が上昇し、傾向が有意であることが示された。

以上より、脳活動情報を用いて同じカテゴリ内のコンテンツの嗜好の差を推定し、情報推薦に応用することが可能であると示された。しかし、今回は問題が小規模であったことがこの良好な結果をもたらしたことが考えられる。よって今後はより高次元の問題や母集団サイズの大きな問題にも適用可能なように、推定の精度を向上させる必要がある。

参考文献

- [Bishop 07] Bishop, C. M.: *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer (2007)
- [Deppe 05] Deppe, M., Schwindt, W., Kugel, H., Plassman, H., and Kenning, P.: Nonlinear responses within the medial prefrontal cortex reveal when specific implicit information influences economic decision making, *Neuroimaging*, Vol. 15, pp. 171–182 (2005)
- [Fazli 12] Fazli, S., Mehnert, J., Steinbrink, J., Curio, G., Villringer, A., Muller, K., and Blankertz, B.: Enhanced performance by a hybrid NIRS-EEG brain computer interface, *NeuroImage*, Vol. 59, No. 1, pp. 519–529 (2012)
- [Fukumoto 10] Fukumoto, M., Ogawa, S., Nakashima, S., and Imai, J.: Extended Interactive Evolutionary Computation using heart rate variability as fitness value for composing music chord progression, in *Nature and Biologically Inspired Computing (NaBIC), 2010 Second World Congress on*, pp. 407–412, IEEE (2010)
- [Goldberg 91] Goldberg, D. E. and Deb, K.: A Comparative Analysis of Selection Schemes Used in Genetic Algorithms, in *Foundations of Genetic Algorithms*, pp. 69–93 (1991)
- [Hiroyasu 08] Hiroyasu, T., Yamakawa, N., Ito, F., Miki, M., and Sasaki, Y.: Discussion of the Evaluation Method and the Generation Method of the Individuals for interactive Genetic Algorithm, Technical report, IPSJ SIG Technical Report 2008-MPS-68 (2008)
- [Holmes 08] Holmes, T. and Zanker, J.: Eye on the Prize : Using Overt Visual Attention to Drive Fitness for Interactive Evolutionary Computation, in *GECCO2008*, pp. 1531–1538 (2008)
- [Ito 08] Ito, F., Hiroyasu, T., Miki, M., and Yokouchi, H.: Discussion of Offspring Generation Method for interactive Genetic Algorithms with Consideration of Multimodal Preference (in Japanese), in *The 7th International Conference on Simulated Evolution and Learning*, Vol. 5361, pp. 349–359 (2008)
- [JIDIC 13] JIDIC, Japan Intractable Diseases Information Center.: Number of Recipient Certificates Issued for Specific Disease Treatment (in Japanese), [online] <http://www.nanbyou.or.jp/entry/1356> (2013)
- [Knutson 07] Knutson, B., Rick, S., Wimmer, G. E., Prelec, D., and Loewenstein, G.: Neural predictors of purchases., *Neuron*, Vol. 53, No. 1, pp. 147–156 (2007)
- [NeuroSky 09] NeuroSky, Inc.: *MindSet Instruction Manual* (2009)
- [Norman 06] Norman, K. A., Polyn, S. M., Detre, G. J., and Haxby, J. V.: Beyond mind-reading: multi-voxel pattern analysis of fMRI data., *Trends in cognitive sciences*, Vol. 10, No. 9, pp. 424–430 (2006)
- [Penny 06] Penny, W. D., Friston, K. J., T, A. J., J, K. S., and E, N. T.: *Statistical Parametric Mapping: The Analysis of Functional Brain Images*, Academic Press, 1st edition (2006)
- [Sugahara 08] Sugahara, M., Miki, M., and Hiroyasu, T.: Design of Japanese Kimono using Interactive Genetic Algorithm, in *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, pp. 185–190, IEEE (2008)