

博士論文

対話型最適化を用いた
ユーザの感性モデルの抽出に
関する研究

Study on Extraction of KANSEI Model
using Interactive Optimization

田中美里

Misato Tanaka

2014年3月

同志社大学大学院 工学研究科 情報工学専攻 博士論文

指導教員 三木 光範教授

知的システムデザイン研究室

目次

第 1 章 序論	1
1.1 研究背景	1
1.2 感性の定義	2
1.3 脳の高次機能における感性	4
1.4 論文の構成	5
第 2 章 感性モデルに基づく対話型遺伝的アルゴリズム	7
2.1 感性モデルとは	7
2.2 感性モデルに基づく対話型最適化手法を用いた情報呈示	9
2.3 感性モデルに基づく対話型最適化手法を用いた情報呈示の課題	11
2.3.1 感性ランドスケープの検証	11
2.3.2 対話型最適化における課題	14
第 3 章 感性モデルの多峰性を考慮した対話型遺伝的アルゴリズムの検討	17
3.1 はじめに	17
3.2 感性の多峰性を推定する子個体生成手法	19
3.2.1 多峰の推定手法	19
3.2.2 峰内部の探索手法	19
3.3 擬似ユーザによる評価実験	22
3.3.1 実験概要	22
3.3.2 実験システム	22
3.3.3 評価指標	25
3.3.4 実験結果	27

3.3.5	考察	28
3.4	実験参加者による評価実験	29
3.4.1	実験概要	29
3.4.2	実験システム	29
3.4.3	実験結果	30
3.5	結論	33
第 4 章	対話型遺伝的アルゴリズムの汎用的な設計変数空間構築手法の検討	35
4.1	はじめに	35
4.2	コンテンツ間の関連度による設計変数空間の自動生成手法	37
4.2.1	概要	37
4.2.2	提案手法	37
4.2.3	コンテンツ間の関連度による設計変数空間の自動生成実験	38
4.2.4	実験結果	40
4.2.5	考察	41
4.2.6	生成された空間上における探索の検証実験	43
4.2.7	実験結果と考察	46
4.3	特徴語による設計変数空間の自動生成と子個体生成手法	50
4.3.1	概要	50
4.3.2	提案手法	50
4.3.3	特徴語による設計変数空間の生成実験	53
4.3.4	生成された設計変数ネットワーク上における探索の検証実験	55
4.4	結論	59
第 5 章	脳機能情報を用いた対話型遺伝的アルゴリズムの基礎的検討	61
5.1	はじめに	61
5.2	functional Magnetic Resonance Imaging	62
5.2.1	fMRI の概要	62
5.2.2	MRI の撮像原理	62
5.2.3	BOLD 効果	63
5.2.4	データ構造	64
5.3	生体情報を用いた対話型最適化システムの提案	64
5.3.1	提案システム	64
5.4	感性に基づく評価値の定量化に関する基礎実験	66

5.4.1	実験概要	66
5.4.2	データセット	67
5.4.3	実験計画	68
5.4.4	実験環境	69
5.4.5	データ処理	70
5.5	実験結果	72
5.5.1	嗜好に基づく脳活動パターンの識別	72
5.5.2	嗜好に基づく脳活動パターンの差	73
5.6	考察	74
5.7	結論	78
第 6 章 結論		79
謝 辞		83
研究業績		85
参考文献		89

目 次

2.1	感性のランドスケープのイメージ	8
2.2	対象問題の呈示個体の例	12
2.3	評価インタフェース（感性ランドスケープの検証）	13
2.4	水玉模様における個人の感性ランドスケープの一覧	14
2.5	峰を抽出した近似感性ランドスケープ	14
2.6	峰数毎のランドスケープの数	15
3.1	多峰性の感性ランドスケープのイメージ	18
3.2	多峰性の感性ランドスケープ上での探索	18
3.3	クラスタリングによる峰の位置の推定	20
3.4	主成分分析を用いた峰内の探索の手順	21
3.5	実験システムの処理の流れ（擬似ユーザによる評価実験）	23
3.6	2次元の擬似感性ランドスケープの例	24
3.7	ブレンド交叉の概要	25
3.8	峰領域を決定する手順	26
3.9	<i>Variance</i> の遷移	27
3.10	<i>Improvement</i> の遷移	28
3.11	評価インタフェース（感性の多峰性を推定するアルゴリズムの評価実験）	30
3.12	峰数による <i>Variance</i> の推移	31
3.13	単峰性と多峰性のランドスケープにおける <i>Improvement</i> の推移	31
3.14	多峰性の感性ランドスケープにおける最終世代の探索結果の例	32
3.15	単峰性の感性ランドスケープにおける最終世代の探索結果の例	32
4.1	関連度に基づく設計変数空間の自動生成手法の概要	37
4.2	商品の推薦関係に基づく設計変数空間の自動生成の概要	39
4.3	mystery の個体の分布（著者を印字）	41
4.4	comic の個体の分布（著者を印字）	41

4.5	science の個体の分布 (出版社を印字)	42
4.6	mystery の個体の分布	43
4.7	評価インタフェース (関連度に基づく設計変数空間の自動生成手法の評価実験)	45
4.8	実験参加者 B の第 4 世代における提示画面 (comic システム)	47
4.9	実験参加者 D と F の評価個体の履歴 (設計変数空間: mystery)	48
4.10	最終世代の分布の比較 (mystery 第 1 次元-第 2 次元)	49
4.11	関連度に基づく設計変数空間の自動生成手法の評価実験における満足度アンケートの結果	49
4.12	設計変数ネットワークのイメージ	51
4.13	設計変数ネットワークにおける交叉	52
4.14	設計変数ネットワーク (制限なし)	54
4.15	設計変数ネットワーク (関連度の高いエッジ 2 本のみを使用)	55
4.16	評価インタフェース (生成された設計変数ネットワーク上における探索の検証実験)	56
4.17	実験参加者の評価個体の履歴	57
4.18	最終世代における推薦結果の例	57
4.19	生成されたコンテンツパラメータネットワーク上における交叉の例	58
5.1	MRI 装置 (Echelon Vega, HITACHI Medical)	62
5.2	MRI によって出力されるデータの構造	64
5.3	提案システムのイメージ	65
5.4	呈示するアイスクリームの視覚刺激一例	67
5.5	嗜好のレベルのアンケート評価インタフェース	68
5.6	実験デザイン	69
5.7	実験環境	70
5.8	日間の識別率	73
5.9	日内におけるセッション間の識別率	74
5.10	各セッションにおける高嗜好群と低嗜好群の脳活動の差	75
5.11	1 日目の刺激呈示時の賦活 ($x=0$)	76
5.12	2 日目の刺激呈示時の賦活	76
5.13	2 週間後の刺激呈示時の賦活 ($x=0$)	76

表目次

2.1	対象問題の設計変数	12
3.1	遺伝的アルゴリズムのパラメータ（擬似ユーザによる評価実験）	24
4.1	設計変数空間のパラメータ	39
4.2	各軸に対して有意な影響を持つ個体の著者	43
4.3	実験参加者に提示する商品情報	44
4.4	遺伝的アルゴリズムのパラメータ（生成された空間上における探索の検証実験）	46
4.5	実験参加者毎の評価個体に占める非推薦個体の比率（第2世代-第4世代）	48
4.6	楽天公開データセットの詳細情報	53
4.7	個体に割り当てられた設計変数の例	55
4.8	遺伝的アルゴリズムのパラメータ（生成された設計変数ネットワーク上における探索の検証実験）	56
4.9	子個体の設計変数	58
5.1	脳機能イメージング手法	63
5.2	スキャンパラメータ（Gradient-Echo シーケンス）	70
5.3	スキャンパラメータ（T1 強調）	70

第 1 章

序論

1.1 研究背景

近年のインターネットの爆発的な普及や、それに伴うビッグデータの発生と利用の促進に伴い、個人の扱う情報量は急激に増大している。2012 年時点では日本の全世帯の半数がスマートフォンを所有しており¹⁾、インターネットへの常時アクセスを可能とする電子機器の普及も進んでいる。これにより、ユーザは Social Network Service (SNS) や EC (E-Commerce) サイトなどの多様な Web サービスを常時利用し、大量の情報の入手や発信、または商品の出品や購入を行っている。このような環境の変化は、これまでにアクセスできなかった情報を容易に獲得できるというメリットをユーザにもたらす反面、ユーザが本当に必要としている情報へとアクセスするために、より多くの不必要な情報にも接触しなければならないという弊害をもたらしている。そのため、ユーザがどの情報を選択するかという意思決定、また、どの情報をユーザに呈示するかというユーザへの情報推薦を支援する技術へのニーズが高まっている。

その技術の一端が、協調フィルタリング²⁻⁵⁾やコンテンツベースフィルタリング⁶⁻⁹⁾と呼ばれる情報の推薦・検索技術である。協調フィルタリングは同じコンテンツを好むユーザ群を発見し、互いの持つコンテンツ同士を推薦し合う手法であり、多くの EC サイト^{10,11)}で利用されている。たとえば、ある書籍を購入したユーザに対し、同じ書籍を購入した他のユーザが過去に購入した書籍が推薦されるといったものである。このように協調フィルタリングがユーザ同士、またはコンテンツ同士の関係性に着目したものであるのに対し、ユーザが欲する特徴量とコンテンツが持つ特徴量とをマッチングする手法がコンテンツベースフィルタリングである。たとえば、ユーザが EC サイトにおいて好みの色を入力すると、その色の商品が呈示される。また、SNS においてはユーザから提供された性別や年齢、職種などのプロフィール情報を基に、性別に合わせた化粧品やスポーツ用品の広告が呈示されたり、職種に合わせて保険やビジネスの情報などが提供される。これは、特定のプロファ

イルを持つユーザ群について、共通する行動、または購買活動のパターンがあり、そのようなユーザの特徴を抽象化したモデルが仮定されているということである。

本研究では、このような多数のユーザ間で共有される汎用的なユーザモデルだけでなく、個人によって異なる感性情報をモデル化することで、より有用な情報推薦を行うことができると考えている。従来のユーザモデルが同じケース、即ち国籍や性別、年齢、職業が等しいユーザ群においても、たとえば色の好み、または質感に対するこだわりの強さなどの感性は、ユーザごとに異なるものとなる。したがって、個々のユーザの感性情報をユーザモデルとして抽出し、システムに組み込むことができれば、より有効な意思決定の支援や情報推薦を行うことができる。ユーザ個人の感性という複雑で情報量の多いモデルを推定するのに必要な計算機の性能や容量が得られようとしている今、感性モデルを適切に抽出して多様なサービスにおいて運用する技術は、今後の推薦システムにおいて必要とされるものとなる。

1.2 感性の定義

感性という言葉について辞書¹²⁾を引用すると、以下のように複数の項目から定義されている。

1. 外界の刺激に応じて感覚・知覚を生じる感覚器官の感受性。
2. 感覚によってよび起こされ、それに支配される体験的内容。したがって、感覚に伴う感情や衝動・欲望をも含む。
3. 理性・意思によって制御されるべき感覚的欲望。
4. 思惟の素材となる感覚的認識。

哲学における感性の定義は4に近く、カントは「純粹理性批判」において感性とは悟性の基礎をなす人間の根源的な認識の方法であるとしている¹³⁾。また、日本の古典文学では2の定義の一部である感情が、そのまま感性を意味する扱いとなっている¹⁴⁾。

感性を情報として扱う心理系、情報系の研究者は、主に以下のような見解である¹⁴⁾。

- 情報系
ひとの気持ちやモノの味やイメージといった曖昧なものを直感的・洞察的にとらえる認知・情緒的能力特性を意味する。
- 心理系
物や事に対する感受性、とりわけ、対象の内包する多義的で曖昧な情報に対する直感的な能力を意味する。または、優れたセンスのことを言う。

このように感性の意味は多義的であり、分野および立場によってそれぞれ異なるものとなるのが現状である。

英語においても感性の訳語として“sensitivity”、“feeling”、“comfort”、“affect”などが挙げられるが、それぞれの語が単独で感性の全ての意味を内包することは難しい。そのため、近年では国際会議の場などにおいても感性を“Kansei”とそのまま表記して使う機会が多い。原田は第6回アジアデザイン国際会議の宣言文の中で“Kansei”という言葉を用い、それを以下のように定義している¹⁵⁾。

Kansei which is a term peculiar to Japan, means the high order function of the brain as source of inspiration, intuition, pleasure/displeasure, taste, curiosity, aesthetics, and creation.

すなわち、感性とはひらめきや直感、喜びと不満、嗜好、興味、美的感覚、創造性などを源とする脳の高次機能であるとされている。本研究では、主にこの定義に従い、感性を「外界の刺激によって引き起こされる感情、嗜好、興味、美的感覚を生じさせる脳の高次認知機能」に限定して議論を進めるものとする。そして、この感性を情動的・数量的に記述した情報を感知情報と定義する。

従来の情報科学で扱われてきた知識的な情報が論理的、客観的であるのに対し、感知情報は定量化が難しく、非論理的であり、また再現性や因果律に乏しいとされる。このような曖昧さを持つ感知情報を分類、記述し、情報科学の分野において扱うのが感知情報処理¹⁶⁾である。近年ではシステム上のユーザの振る舞いから、感知情報を獲得し、音楽やレシピなどの検索・推薦に応用する研究^{17,18)}なども進められている。また、感知情報をもつづくりに利用する感性工学(Kansei Engineering)^{19,20)}の技術は、缶²¹⁾や化粧品のデザイン²²⁾、橋の設計²³⁾など多くの問題に応用されている。

感知情報処理では、以下のようにシンボル、パラメータ、パターン、イメージの4種類に感知情報を分類できるとしている²⁴⁾。

1. シンボル感知情報

1つの形容詞(「暖かい」「すがすがしい」など)によって客観的に記述できる感知情報。

2. パラメータ感知情報

複数の形容詞で張られた空間内において、1ベクトルとして記述される感知情報。

3. パターン感知情報

楽器の音色や物の質感など、本来は物理量であり、その多次元のパターンによって表現される感知情報。

4. イメージ感性情報

直感、ひらめきなどと呼ばれる人間の心にわく心象の情報。

4 のイメージ感性情報は、記述が難しく感性情報処理の分野では扱うには問題がある。一方で、3 のパターン感性情報は対象問題自体が数量的に記述して扱うため、情報システムにおける扱いが容易である。また、異なる問題同士が共有する構造を抽出しやすいとも考えられる。すなわち、対象問題を分解して得られた部分的な特徴量において、ユーザの感性情報を対象問題間で共有することで、過去に獲得された情報を利用した推薦が可能となる。これは多様なサービスにおけるユーザの感性モデルの運用に有効であると考えられることから、本研究ではパターン感性情報に着目し、対象問題の特徴量と感性情報との対応関係から感性モデルを定義することを目指す。

1.3 脳の高次機能における感性

感性を測定するための手法には、従来からのアンケートなどを用いた心理的方法と、皮膚温度や心拍などの生体情報を用いた生理的方法の二つがある。前者は環境や物体に対して、ユーザが自身の感性に基づいて主体的に評価を行う。一方、生体情報を用いる手法では対象を提示されたときのユーザの視線の動きや脈拍などの生体情報から感性的な反応量を推定するため、ユーザが主体的に点数を制御する必要がない。よって、生体情報から多様な感性情報を獲得することが可能となれば、ユーザに対して多数の項目を列挙したアンケートの記入を求める必要もなく、対象の感性的な評価が可能となる。これにより、ユーザの負担の軽減を図り、また、ユーザが主体的に点数を制御する際に発生しやすいバイアスを除去することができると考えられる。そこで着目されるのが、脳機能である。1.2 節で述べたように、感性とは外部刺激によって生じる人間の脳の高次機能として定義される¹⁵⁾。近年、fMRI (functional Magnetic Resonance Imaging)²⁵⁾ や EEG (ElectroEncephaloGraphy) などの非侵襲な脳機能イメージング装置が普及したことで、健常者の脳活動の計測が容易となった。これにより、言語や計算といった論理的な処理は勿論、感情や嗜好などの感性情報についても脳の関連が明らかにされつつある。

人間の脳には 140 億個の神経細胞が存在し、相互に接続したネットワークを形成している。人間の認知機能の違いは、このネットワークの活動パターンの違いによって生じる²⁶⁾。また、脳には機能局在性があり、特定の認知活動は脳の特定の部位を活性化させる。感情に関連する脳の部位としては、扁桃体や内側前頭前皮質、前部帯状回、眼窩前頭前野などが主に挙げられる¹³⁾。この中でも、扁桃体は情動において中心的な役割を果たす部位として考えられており、恐怖や幸福感などに応じて活性化する²⁷⁾。内側前頭前皮質の障害は、感情の鈍化を引き起こすことが報告されており、また扁桃体の活動を抑制することで強い

感情の記憶を消す働きを持っている²⁸⁾。また、前部帯状回は感情の強度の評価や動機付けに、眼窩前頭前野は意思決定に関係しているとされる¹³⁾。無意識下に生じた感情の電気信号はこれらの部位を中心に伝搬し、大脳皮質上の各領野や視床下部に送られ、意識や身体反応での表出を通じて人間が認識する感情となる。興味や嗜好に反応する部位としても、島や内側前頭前皮質、側坐核、前部帯状回などが処理に関連する部位として報告されている^{29,30)}。このような臨床研究や脳活動計測によって得られた知見は、人間の認知活動への理解を深めるだけでなく、BMI (Brain Machine Interface) などの形で応用されている。BMIはユーザの脳活動の計測データを解析し、特定の活動パターンを機械やシステムのコントロールに用いる³¹⁾、また、ユーザの認知活動の詳細な内容をデコードする研究も進められている。これは Mind Reading, Thought Identification と呼ばれ^{32,33)}、脳の視覚野の活動からユーザの視認している内容をデコードする研究や³⁴⁾、意思決定の有無を推定する研究³⁵⁾など様々な研究が進められている。

近年の脳機能イメージング装置の発展と普及からも、今後も脳機能情報を用いた感性情報計測が広まっていくことが予測される。本研究においてもこの脳機能に着目し、感性情報の定量化と対話型最適化への応用を図る。

1.4 論文の構成

本研究の目的は、多様なサービスにおいてユーザ個人の感性情報を反映した情報推薦を可能とすることである。そのために、本論文では感性モデルの定義とその獲得と情報呈出へ反映する技術の提案、また、既存の多くのシステムにおいて感性のモデル化を行うための手法について検討を行った。また、脳機能情報計測による感性情報の利用についての基礎的な検討も行う。

本論文は、以下の6章より構成されている。

第1章は「序論」である。

第2章は「感性モデルに基づく対話型遺伝的アルゴリズム」である。まず、本研究における感性モデルについて定義を行う。このモデルによって個人の感性情報を獲得する手法について述べ、それに基づく情報推薦手法として対話型最適化手法について述べる。実験によって、定義に基づくユーザの感性モデルが獲得できること、また個人によって異なる感性モデルを有することを確認する。

第3章は「感性モデルの多峰性を考慮した対話型遺伝的アルゴリズムの検討」である。第2章により明らかとなった感性モデルの特徴を基に、対話型最適化手法の改良を行う。人間の感性の存在する複数の最適点を同時に求められる手法を開発し、実験によって効果の検証を行った。

第 4 章は「対話型遺伝的アルゴリズムの汎用的な設計変数空間構築手法の検討」である。既存の対象問題を対話型最適化で扱うために、個体の存在する設計変数空間を半自動的に生成する手法を検討する。既存の対象問題の場合、個体の表現型間に関係性、または関係性を導出できる情報が付与されているケースが多く存在する。まず、個体間の関係性自体を用いて設計変数空間を自動構築し、その空間における対話型遺伝的アルゴリズムによる探索が可能であるか検証を行う。その検証の後、個体の持つ個体名やタグ、説明情報などに含まれる感性情報に関連する特徴語の関係性を求め、その関係性から個体の位置する設計変数空間を構築し、その空間における探索が可能であるか検証する。共に実験によって、その効果を検討する。

第 5 章の「脳機能情報を用いた対話型遺伝的アルゴリズムの基礎的検討」では、人間の感性情報を脳機能情報から抽出し、それを用いた対話型最適化システムの提案と要件の定義を行う。人間の感性、とくに嗜好情報を脳機能情報からデコードするために fMRI による脳機能計測を行い、得られた計測データから対話型最適化を行う際の課題について検証を行う。

第 6 章は「結論」であり、本研究の成果をまとめ、今後の展開について述べる。

第 2 章

感性モデルに基づく対話型遺伝的アルゴリズム

2.1 感性モデルとは

本研究ではユーザの感性は関数としてモデリングすることができると考えている。関数は入力された変数の値にしたがって、出力値が定められるものである。これと同様に、ユーザの感性も外部の刺激の入力を受けて、そのパラメータ値に基づいてユーザの感性的な評価値を出力しているものと仮定できる。

Fig. 2.1 に本研究における感性モデルのイメージを示す。ここでは T シャツのデザインに対するユーザの感性モデルを例としている。対象問題である T シャツのデザインを表す特徴としては色や形、模様などが挙げられる。色であれば RGB や HSB³⁶⁾ などの色空間によって数値表現が可能である。模様や形などについては、長さや曲率、周波数などを基に順序的な尺度を構成することが可能であると考えられる。これらの対象問題を表現する特徴量の空間では、一つの座標が一つのデザインを示しており、ユーザにはこのデザインに対する感性的な評価値が内在していると考えられる。

このようなユーザの内在する感性的な評価値を特徴量空間にマッピングすることで描かれた超曲面は、関数として捉えることができる。このような感性に基づく関数の景観（ランドスケープ）を本研究では、感性のランドスケープと呼び、感性情報の表現形式として用いる。各ユーザが有する感性は、感性ランドスケープにおいて、それぞれ異なる形状となって表現される。この感性ランドスケープにおいて最大値をとる座標は、そのユーザにおいて最も感性的な評価の高いデザインを示しており、情報推薦においてはこのデザインをユーザに呈示できれば成功と言える。また、感性ランドスケープの分布や形状の偏りから、そのユーザがどの特徴量を重視しているか、どの特徴量の組合せが評価を左右するかなど、ユーザ個人の特徴が把握できる。

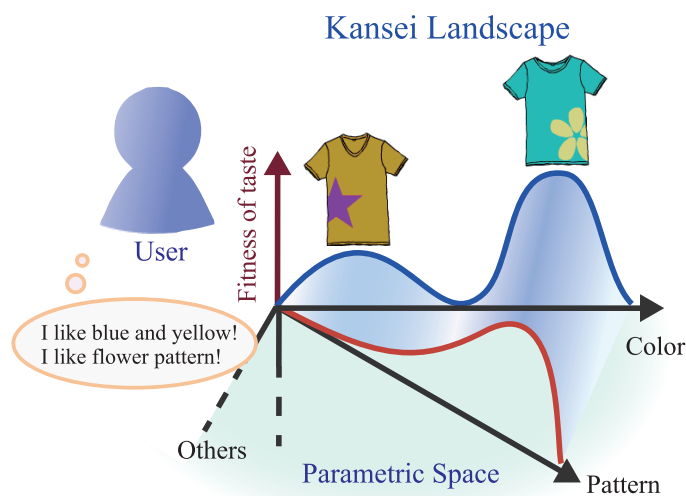


Fig. 2.1 感性のランドスケープのイメージ

この感性のランドスケープの特徴は、以下の通りである。

- 特徴 1 ユーザごとに異なる形状となる。
- 特徴 2 滑らかな近傍を持つ。
- 特徴 3 外部刺激や時間の経過によって変動する。

特徴 1 については同じ対象問題に対して、個人によって主観的評価の結果が異なることを述べている。色に対する好みや、形状や大きさに対する評価は個人によって異なり、それらがランドスケープの形状の個人差として表れる。

特徴 2 について、感性のランドスケープは Fig. 2.1 に示すように滑らかな近傍を描くと考えられる。これは、隣接する座標は特徴量の値の組合せが類似しているため、ユーザの感性的な評価値に大きな差が生じることは少なく、比較的近い感性的な評価を得るものと考えられる。

また、特徴 3 についてはユーザの感性が、外部から刺激を受けて変動することを述べている。同じ対象問題、またその 1 つ 1 つのデザインについて、ユーザは常に同じ評価値を出力するとは限らない。たとえば、色の好みは年代や性別によって異なり³⁷⁾、今好ましいと感じる色が 10 年後もそうであるとは限らない。このように長期的な時間変化によって変動する好みもあれば、知人の意見や最近見たテレビコマーシャルに影響される、または同じデザインであっても繰り返し接触することで好ましさを感じるようになるなど、より短期のスパンで変動する場合もある。その一方で、快・不快といった感性は、先天的なもの

から大きく変動することはほぼない。これらのことから、感性モデルには以下に示すように、変動の生じる期間の長さによる種別が存在すると考えられる。

I 動的な感性モデル

数分から数時間という非常に短いスパンで変動する感性モデルである。情報推薦においては、1回のアクセス中にもユーザの好みや対象への感性的な評価の基準が変動し得ることを示しており、これらを逐次追跡し、変動を検出する必要がある。

II 中期的な感性モデル

数時間から数日にかけて変動する、IとIIIの中間に位置する感性モデルである。情報推薦においては1回のアクセス中には変動しないが、次のアクセス、または複数回のアクセス後には変動する。

III 長期的な感性モデル

数年かけて変動する長期的な感性モデルであり、年齢や職業などの変化が変動の要因となり得る。情報推薦においてはユーザプロフィールの一部として考えることができる。

IV 先天的な感性モデル

先天的に獲得された後は変動しない。情報推薦においてはユーザプロフィールの一部として考えることができる。

本研究では上記の中で、中期的、および長期的な感性モデルをターゲットとする。1回のアクセス中には変動しない感性ランドスケープをユーザごとに獲得し、そのユーザへの最適な情報呈示に用いることを目指す。

2.2 感性モデルに基づく対話型最適化手法を用いた情報呈示

本研究で定義するように、ユーザ個人の感性をランドスケープの形状としてモデリングする場合、ランドスケープ中の最大値（または最小値）がそのユーザにとって感性的な評価がもっとも高く、呈示すべき情報であると考えられる。しかし、多くのユーザは自身の感性ランドスケープを把握していないため、システムに直接それを提供することは難しい。このような人間の感性に内在する未知の関数において最適値を獲得する手法に、対話型最適化がある。対話型最適化とは最適化の目的関数に、人間の主観的な評価を用いたものである。最適化とは、ある制約条件のもと、目的関数の最小値、あるいは最大値となる設計変数を求めることである。最適化問題は一般に次のように記述される。

$$\text{minimize}(\text{maximize}) f(x) \quad (2.1)$$

$$\text{subject to } x \in F \quad (2.2)$$

x が解候補を表現する設計変数であり、感性ランドスケープにおいては対象問題を表現する特徴量のことである。この設計変数の値を目的関数 f に代入することでその解候補の目的関数値を得る。一般的な最適化問題では目的関数は数式として与えられるものであるが、対話型最適化においては、関数 f はユーザの主観的な評価値を出力するもの、すなわちユーザの感性モデルそのものとなる。よって、最適化の過程においてユーザが評価を繰り返すことによって関数 f の形状が明らかとなり、ユーザの感性ランドスケープを推定し、準最適解を得ることが可能となる。本研究では最適化手法として、多点探索により多峰性の探索に適した遺伝的アルゴリズム³⁸⁻⁴⁰⁾に着目し、その対話型への拡張である対話型遺伝的アルゴリズム^{41,42)}を用いて研究を進めた。

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。1つの解候補を1つの個体と呼び、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。

個体はそれぞれ、表現型と遺伝子型の2つの表現を持つ。前者は、設計変数から構成されるベクトル表現や構造体などであり、個体の評価値を算出するために目的関数へと代入される表現である。この表現型に対して与えられた評価値を基に、各個体の適合度を計算し、生存させる個体を選択する。それらの個体から、新たな解候補である子個体を生成するにあたり、ビットや整数値などの離散変数、あるいは実数変数などの遺伝的操作に適した状態に設計変数をコーディングする。これが遺伝子型である。

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値の計算にユーザの主観的な評価を導入したものである。そのアルゴリズムの流れを以下に示す。

Step1. 初期化

初期母集団を形成する複数の個体をランダムに生成する。世代 $t=0$ とし、母集団を $P(t)$ とする。

Step2. 評価

$P(t)$ の各個体に対して、評価値を計算する。対話型遺伝的アルゴリズムの特徴として、ここではユーザによる感性的な評価値が与えられる。

Step3. 環境選択

評価値を基に各個体の適合度を計算し、 $P(t)$ から子個体の生成に用いる親集団 $P'(t)$ へ個体をコピーする。

Step4. 交叉・突然変異

交叉・突然変異によって $P'(t)$ から子集団 $C(t)$ を生成する。

Step5. 生存選択

母集団 $P(t)$ と子集団 $C(t)$ から、次世代に生存する個体を選択し、次世代の母集団 $P(t+1)$ へコピーする。

Step6. 終了判定

終了条件を満たす、もしくはユーザが終了を意図したならば、終了する。そうでなければ、 $t = t + 1$ として Step2 へ戻る。

対話型遺伝的アルゴリズムは、これまでに補聴器フィッティング⁴³⁾や3次元CGライティング⁴⁴⁾、服飾デザイン⁴⁵⁻⁴⁷⁾、音楽作成支援⁴⁸⁾など、人間の感性を必要とする様々な問題に応用され、ユーザにとっての大局的な最適領域を求めることができる。すなわち、情報推薦の分野においても、対話型遺伝的アルゴリズムを用いて情報を対話的に最適化することで、ユーザの感性モデルの獲得と情報呈示への反映が可能となると考えられる。次節以降は、実際に得られる感性のランドスケープについて検証を行い、対話型最適化を感性ランドスケープの解析に用いることの有意性とそこに生じる課題について示す。

2.3 感性モデルに基づく対話型最適化手法を用いた情報呈示の課題

2.3.1 感性ランドスケープの検証

実験概要

本実験では、先に定義した感性ランドスケープによって個人の感性情報のモデル化が可能であることを示す。感性的な評価が可能な複数の対象問題を用い、実験参加者の感性ランドスケープを近似的に抽出し、得られた近似感性ランドスケープに個人差が存在するか、また、ランドスケープの特徴について調査を行った。実験参加者は20代の男女12名である。

本実験における感性に基づく目的関数は、布製の家具の模様に対する嗜好とした。これは本研究でターゲットとする感性モデルが中・長期的なモデルであり、家具に対する好みはユースケースの想像がし易いために、ユーザの好みの揺らぎが少ないと考えられたためである。実験参加者には、自宅をリフォームする際に新しく購入する布製品の家具（カーテン、ソファカバー、ベッドカバーのいずれかの家具を事前に選択）の模様として好みを評価するように教示を与えた。

対象問題は全部で3種類あり、Table 2.1 に示す水玉模様、唐草模様、チェック柄をそれぞれ1つの対象問題としている。各対象問題は、いずれも2つの設計変数を持つ。色の設計変数はHSB表色系を用い、彩度と明度は固定し、色相のみを設計変数に用いた。水玉の

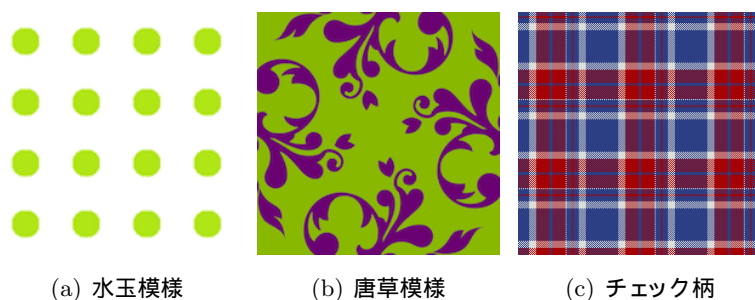


Fig. 2.2 対象問題の呈示個体の例

大きさの率は隣り合う水玉同士の距離に対する，水玉の半径の比率であり，水玉の数は固定とした．それぞれの対象問題における，実験参加者に呈示する画像の一例を Fig. 2.2 に示した．

これらの対象問題の各設計変数をそれぞれ 10 等分し，その格子点の座標から 100 個の個体を生成した．そのすべてに対する好みのレベルを，Fig. 2.3 に示す評価インタフェースを用いて実験参加者に個別に評価させた．インタフェースには 100 の個体が呈示されており，各個体の下に好ましさを 7 段階で評価するためのラジオボタンを設置している．この得られた評価値を基に設計変数空間全体のランドスケープを近似した．

実験結果

水玉の対象問題における近似的な感性ランドスケープについて，全被験者 12 名のものを Fig. 2.4 に示す．実験参加者の評価値が高いほど濃い赤色となり，低い領域は黄色で示されている．実験参加者が評価していない格子点間の領域については，格子点の評価値を基に双一次補完によって評価値を推定した．Fig. 2.4 より，同じ対象問題に対し，実験参加者が異なる感性のランドスケープを有することが確認できる．また，ユーザの感性的な評価値の高低によって滑らかなランドスケープが描かれており，対話型最適化に適したモデルとなっていることが分かる．

Fig. 2.4 では，実験参加者 F や I などが一か所に最大の評価値を持つのに対し，実験参加

Table 2.1 対象問題の設計変数

対象問題名	設計変数 1	設計変数 2
水玉模様	水玉の色相 (0.0 ~ 360.0)	水玉の大きさの率 (0.0 ~ 1.0)
唐草模様	唐草の色相 (0.0 ~ 360.0)	地の色相 (0.0 ~ 360.0)
チェック柄	縦糸の色相 (0.0 ~ 360.0)	横糸の色相 (0.0 ~ 360.0)

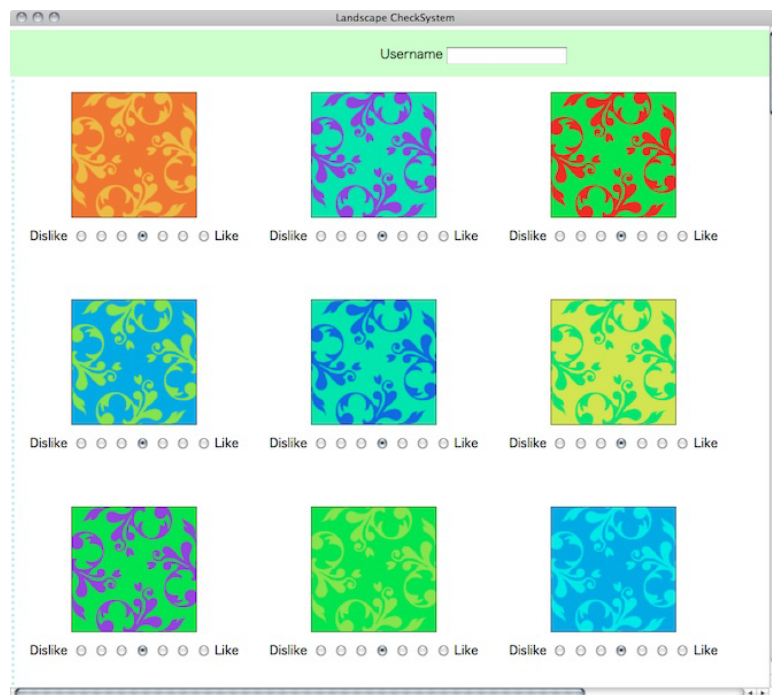


Fig. 2.3 評価インタフェース（感性ランドスケープの検証）

者 B や J は設計変数空間上の離れた場所に大域的な最適解を複数持つ．前者のような景観を単峰性，後者を多峰性のランドスケープと呼ぶ．この多峰性について検証を進めるために，近似感性ランドスケープ中における峰の数をカウントした．まず，ランドスケープごとに格子点の評価値についてヒストグラムをとり，上位 25% を分ける閾値を算出した．この閾値よりも評価値の高い連続した領域を，1 つの峰とした．感性ランドスケープ中から感性の峰のみを抽出した画像が Fig. 2.5 である．これらの領域に対してラベリング処理を行い，ユーザの感性の峰としてラベル数をカウントした．

全対象問題，全実験参加者の近似感性ランドスケープにおける峰の数の分布を Fig. 2.6 に示す．36 個のランドスケープ中で，27 個において複数の峰が見られた．よって，感性ランドスケープには多峰性があることが示される．また，感性の峰の数が 2 から 3 であるランドスケープは 18 個であり，半数を占めた．

この実験結果から，感性のランドスケープを用いた感性のモデル化が可能であり，個人の有する感性モデルがそれぞれ異なることが確認された．このような個人によって異なるモデルが存在することは，ユーザによって求めるべき最適解が異なり，対話型最適化による情報呈示が有効であることが示唆される．また，感性のランドスケープには多峰性のものがあり，今回のような 2 次元の特徴量の対象問題では，その多くが 2 個から 3 個のスケールであることが確認された．

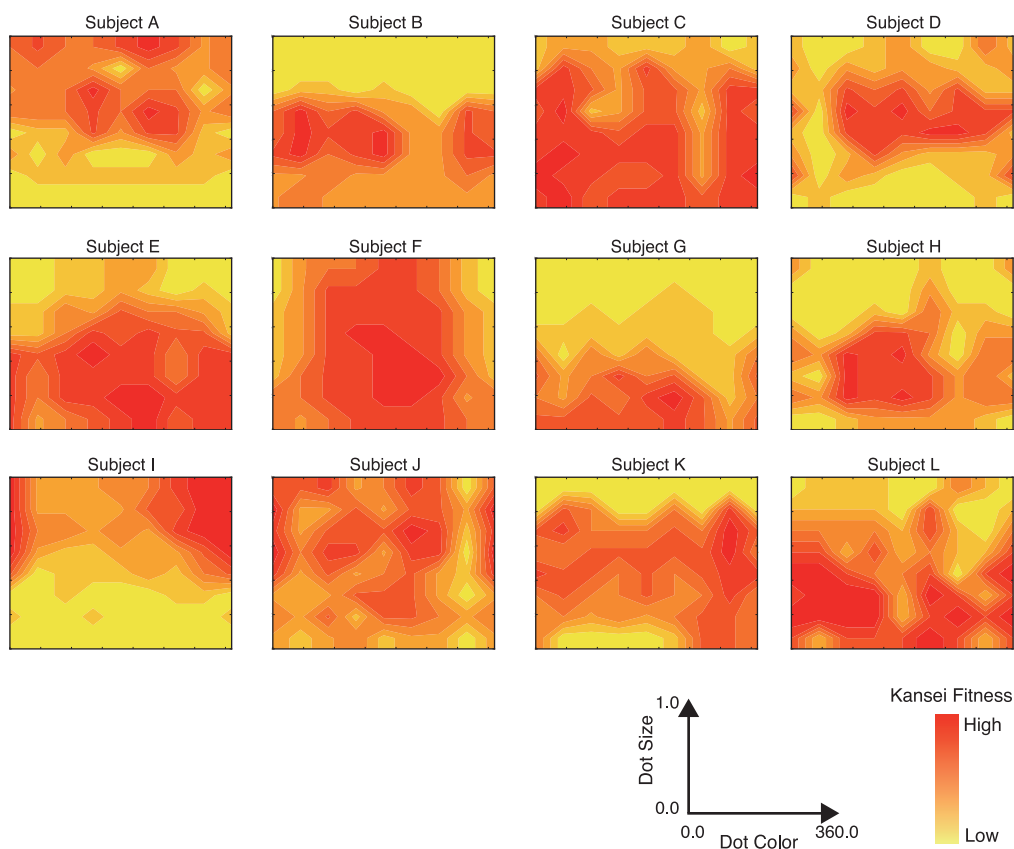


Fig. 2.4 水玉模様における個人の感性ランドスケープの一覧

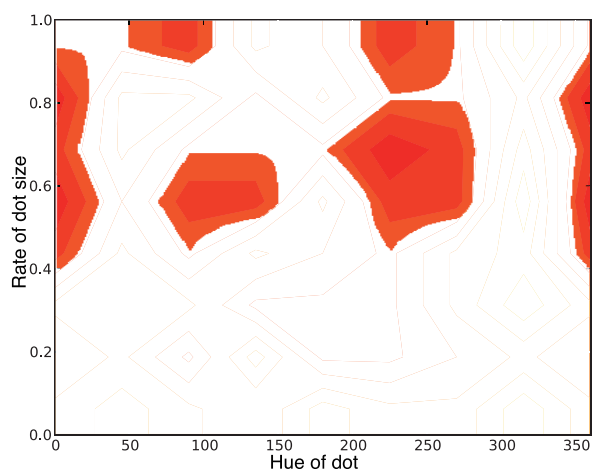


Fig. 2.5 峰を抽出した近似感性ランドスケープ

2.3.2 対話型最適化における課題

前節より，感性のランドスケープには多峰性の性質があることが示された．一般的な最適化問題とは異なり，人間の感性には同じほどの評価値を持つ最適解が複数存在する．服

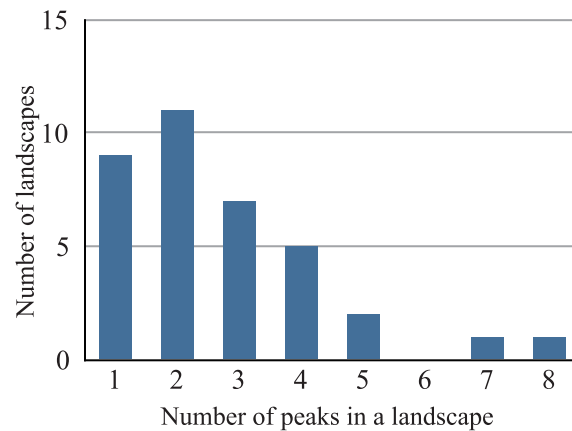


Fig. 2.6 峰数毎のランドスケープの数

飾に対する嗜好を例に挙げると、Tシャツは青も好きだが同じくらい白も好き、模様は青ならボーダーが好きで白なら花柄が同じくらい好きなど、人間の感性には複雑で強い多峰性が見られる。このような感性の多峰性は感性のランドスケープ上で同じ高さの峰として表現され、対話型遺伝的アルゴリズムはこれらすべてを対話的に求めることが重要となる。しかし、現状の対話型遺伝的アルゴリズムにおいて、それらは考慮されていない。対話型遺伝的アルゴリズムでは毎世代すべての個体にユーザの主観的な評価が必要となるため、ユーザは数十、数百回の評価を繰り返し行わなければならない。これによって生じるユーザの負担を軽減するために、従来の対話型最適化アルゴリズムは少ない評価回数で唯一の最適領域へ高速に収束するよう設計されてきた。したがって、このような収束を重視したアルゴリズムは、人間の感性ランドスケープに存在するような複数の最適解を抽出することができない。したがって、少ない評価回数で、高速に複数の最適解に到達するための手法が必要となる。

また、この感性のランドスケープを用いた情報呈示を行うには、情報呈示の対象問題を数値的に表現する設計変数が必要となる。Tシャツであれば、生地の色や形、模様などが設計変数の例として挙げられる。また、それぞれの設計変数は2.1節において述べたように、滑らかな感性のランドスケープを描くために順序尺度、または比例尺度によって構成されていることが望ましい。生地の色であれば、HSB³⁶⁾などの既存の色空間を用いることで、人間の感覚を反映した近傍を構成することが可能である。一方、形や模様ではその物理量での表現を定める必要がある。これらの設計変数は、対象とする問題ごとに定める必要があるが、既存の対象問題のほとんどにおいて定義されていない。しかし、対話型最適化を用いてデザインや設計を行う場合、システムが設計変数値に基づいて評価対象となる画像やオブジェクトを生成し、ユーザに提示するため、システム提供側は設計変数の定

義を必ず有していなければならない。

また，商品推薦や記事推薦などでは，ユーザの評価対象である商品や記事という個体の候補が既に存在しており，かつ，これらの個体の候補を座標として持つ設計変数空間は存在しない．このような対象問題において，設計変数を何らかの手段によって定めたとしても，既存の個体の候補すべてに対し，各々の設計変数値を導出する作業が必要となる．これはシステム提供側にとって大きな負担となるが，現状において Web 上における多くの対象問題がこのような既存の対象問題として位置づけられる．よって，ユーザの感性ランドスケープを用いた情報呈示を行うためには，既存の対象問題から設計変数空間をコストがかからない方法で構築する必要がある．

以上より，対話型最適化による感性的なユーザモデルに基づく情報呈示には，以下の課題の解決が不可欠である．

- ユーザの多峰性の感性モデルを反映した対話型遺伝的アルゴリズムの改良
- 解の候補が既に存在する問題において，感性ランドスケープを構築するための設計変数空間を自動的に生成する手法

次章以降は，上記の課題を解決するための本研究の取り組みについて述べる．

第 3 章

感性モデルの多峰性を考慮した対話型 遺伝的アルゴリズムの検討

3.1 はじめに

対話型遺伝的アルゴリズムにおいて従来から指摘されてきた最も大きな課題の一つが、繰り返しの評価によって生じるユーザの負担である。これまでに評価に伴うユーザの疲労を軽減するために評価用インタフェースを改良する、また、少ない評価回数で最適領域を求めるよう探索アルゴリズムにおける収束を高速化するなどの工夫が図られてきた。収束の高速化には、初期個体生成の範囲の制限と遺伝的操作の改良という2つのアプローチがある。前者は感情と色彩の対応モデル⁴⁹⁾に従って、事前に選択した感性的なキーワードに応じた初期個体を生成する⁵⁰⁾、または、事前に機械学習のフェーズを設けて、ユーザの感性に沿った領域とそれ以外を分ける⁴⁶⁾と言った手法である。後者の遺伝的操作の工夫としては、子個体を生成する際に、母集団全体の評価値から二次関数を近似し、子個体の生成領域にバイアスをかける⁵¹⁾などの工夫が挙げられる。このように従来の対話型遺伝的アルゴリズムでは、収束の高速化が重視され、その結果、唯一の最適点を探索するように設計が行われてきた。

しかし、人間の感性には多くの場合、複数の最適解が存在する。たとえば、同じTシャツという商品においても Fig. 3.1 に示すように、生地の色として赤と同じくらい青が好き、その他にも模様や形などに多数の好みが存在する。このような場合、設計変数空間上においても離れた場所にある2つ以上の個体を最適とするケースが多数予想される。特に商品推薦などにおけるユーザの嗜好、好みの評価となる問題ではその傾向が顕著である。しかし、従来の対話型最適化はこれら多数の好みの中で1つを探索するものであり、複数の好み、即ち感性モデルの多峰性を抽出することはできない。また、複数の最適点をユーザが評価し続けることによって Fig. 3.2 に示すように評価値の低い領域が探索に含まれてしま

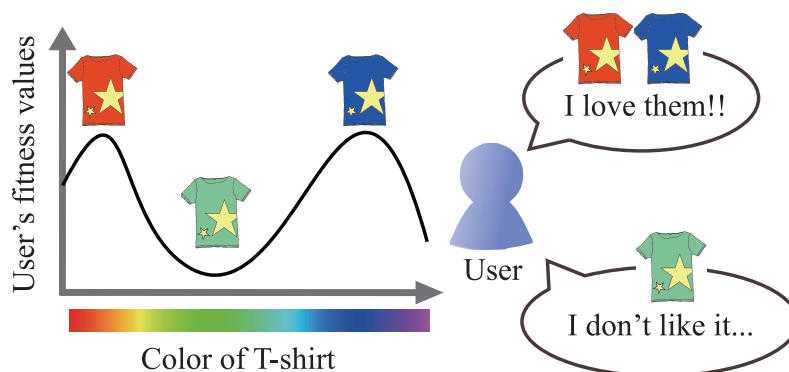


Fig. 3.1 多峰性の感性ランドスケープのイメージ

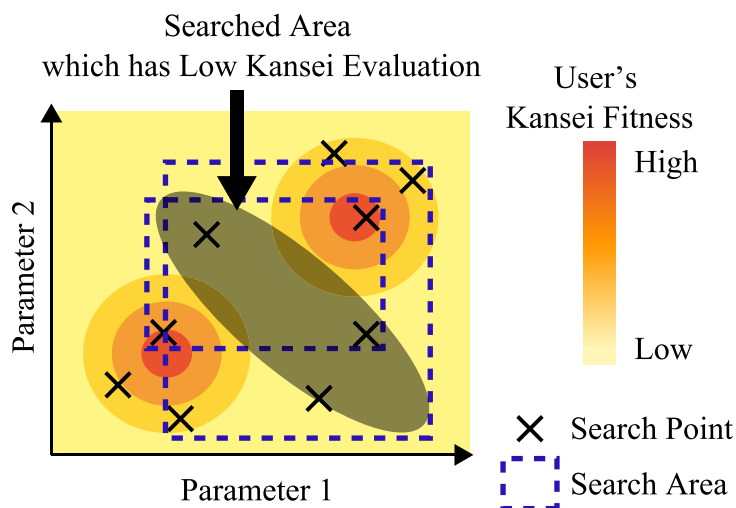


Fig. 3.2 多峰性の感性ランドスケープ上での探索

い、無駄な探索が行われる可能性がある。適切に感性の峰を抽出して、探索領域を絞り込むことは、探索能力を向上させ、ユーザの呈示内容に対する満足度を向上させると考えられる。

そこで本研究では、このような複数の感性、特に嗜好の多峰性を獲得するための手法について検討を行った。多峰性を前提にユーザの好みを探索することにより、ユーザの多峰性の感性ランドスケープに合わせた多様な好みを呈示することができるだけでなく、評価の高い領域が離れて存在する場合に、それぞれを分離して探索することによる探索の高速化も期待できる。

本章では、多峰性の感性モデルの推定が可能な新たな対話型遺伝的アルゴリズムの子個体生成手法について述べる。そして、提案手法の性能を検証するための実験を行い、その結果を示す。

3.2 感性の多峰性を推定する子個体生成手法

本研究ではユーザの多峰性のランドスケープにおいて複数の峰を探索する手法としてクラスタリングと主成分分析を用いた交叉手法を提案する。多峰性の嗜好を持つユーザについて、各峰の最適点を探索するためには、まず峰の領域を推定し、その上で最適な点を探索する必要がある。前者を多峰性の検出、後者を峰内の探索と呼び、それぞれを次世代の母集団を生成する交叉の手順に含む。多峰性の検出では、設計変数空間上において、ユーザの評価の高い個体に対してクラスタリングを行うことで、各クラスタを1つの峰として推定する。そして、推定されたそれぞれの峰について、クラスタに所属する個体の分布から主成分分析と多次元正規分布による確率モデルを構築し、次世代の個体の生成を行う。このような交叉を行うことで、ユーザの多峰の位置を推定し、探索を進めることができると考えられる。各フェーズの詳細については、以下に述べる。

3.2.1 多峰の推定手法

提案手法では設計変数空間上におけるユーザの評価の高い個体の分布から、峰の領域を推定する。空間上の個体間の距離を元に、各個体をそれぞれの峰へと識別する。個体がどの峰に所属するかは事前知識にないため、識別には教師無しのクラス識別手法であるクラスタリングを用いる。Fig. 3.3 に T シャツの設計変数空間でのクラスタリングの例を示す。各データは1つの個体を示し、各クラスタは峰の領域の候補として考える。

なお、人間の多峰の数を事前に決定することは難しいため、クラスタ数は分布に応じて自動的に決定することが望ましいと考えられる。具体的には、クラスタ数を自動的に決定する機構を組み込んだ手法^{52,53)}を使用する。または、Gap 統計量^{54,55)}やシルエット統計量^{56,57)}などのクラスタリング結果の精度を示す指標を用いる。後者の指標は、K-means 法⁵⁸⁾など事前にクラスタ数を与えておく必要のあるクラスタリング手法に、複数のクラスタ数を試行して各結果について値を得ることで、適切なクラスタ数を選択することができる。3.3 節と 3.4 節の実験では、クラスタリング手法として K-medoids 法⁵⁹⁾を用い、そのクラスタ数の決定にシルエット統計量を用いている。手法の詳細については 3.3.2 節にて述べる。

3.2.2 峰内部の探索手法

次に推定された峰内を探索するために、確率モデルを構築して子個体を生成する。1 クラスタに含まれる親の個体の分布から多次元正規分布を生成し、子個体の分布に従う正規乱数によって生成させる。このとき、設計変数空間の相関を反映して多次元正規分布を構築するために、主成分分析⁶⁰⁾を行った^{61,62)}。

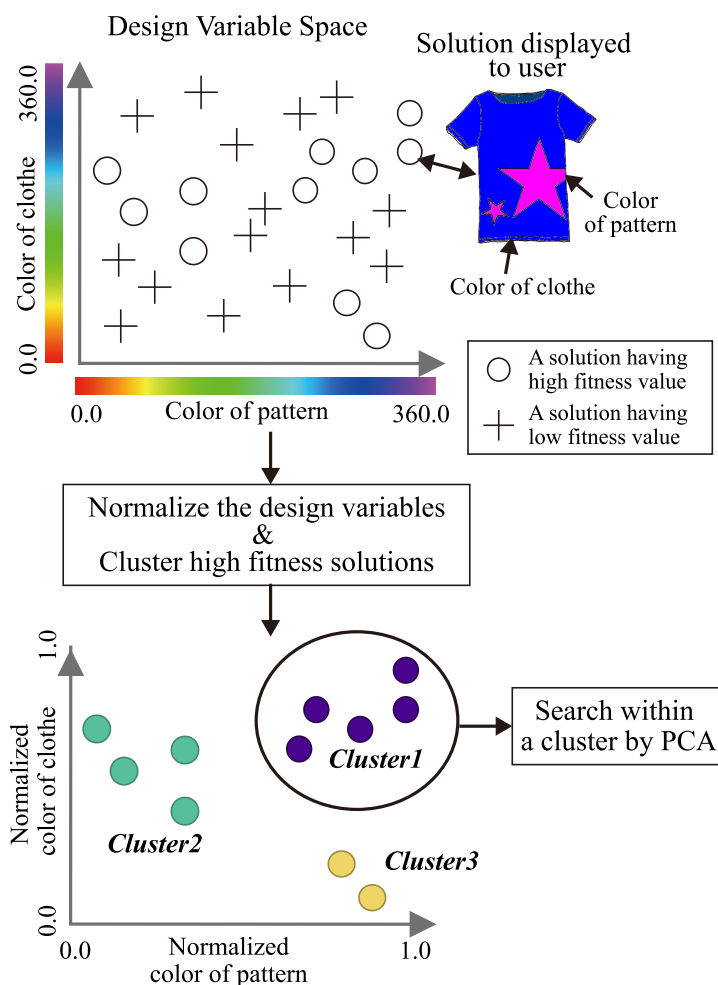


Fig. 3.3 クラスタリングによる峰の位置の推定

設計変数の数が n で、あるクラスが m 個の親を含むとき、この親は $m * n$ の行列 X として表現される。そして、各設計変数の平均値が 0 となるように、 X を平行移動させた行列 T を生成する。この T の分散共分散行列を S とする。 S を主成分分析して固有値と固有ベクトルを求め、この固有値の絶対値の降順に固有ベクトルを列として並べた回転行列 A を生成する。平行移動させられた個体の行列 T に回転行列 A をかけることで、設計変数間の相関のない空間に親の個体を写像することができる。

$$Y = TA \quad (3.1)$$

Y から多次元正規分布を構築し、子個体 $Y_{offspring}$ の生成を行う。子個体を生成する際、そのままの多次元正規分布を用いると、生成された子はその空間の原点付近に収束する。過度の収束をさけるため、多次元正規分布の分散値を α 倍することで $Y_{offspring}$ を広く撒くことができる。後の実験では、この α を 1.4 としている。生成した $Y_{offspring}$ に A の逆行

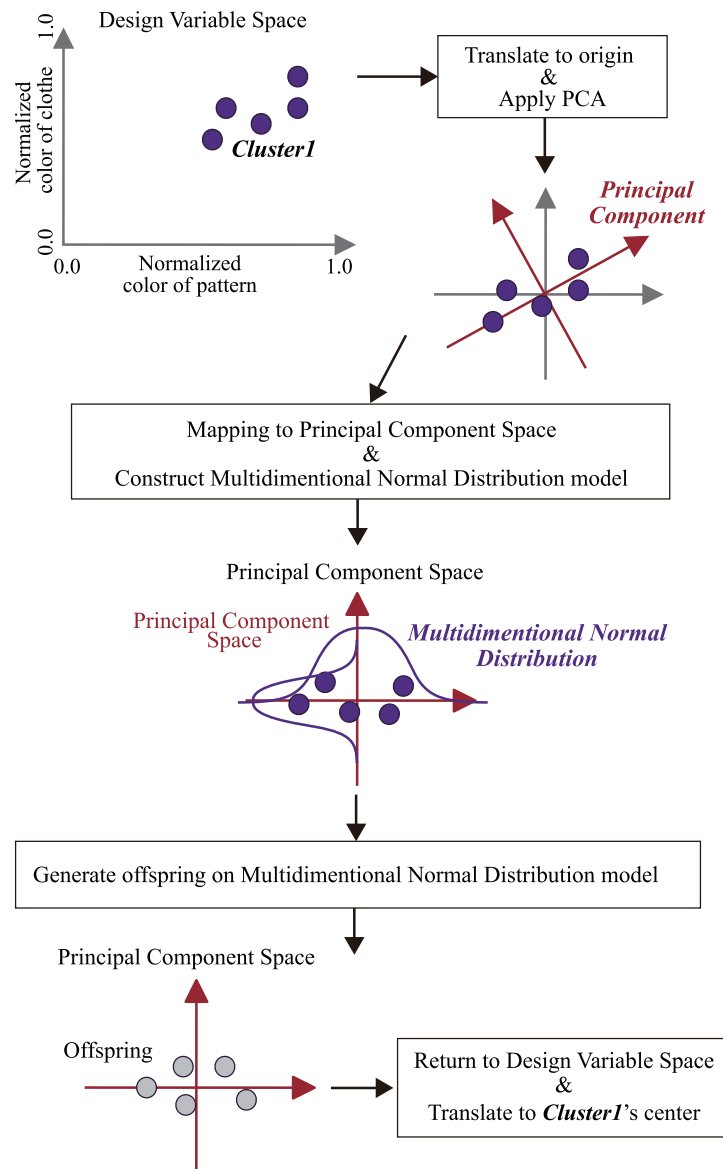


Fig. 3.4 主成分分析を用いた峰内の探索の手順

列 A^{-1} をかけることで、 A を基底とした空間から元の空間に写像する。

$$X_{offspring} = Y_{offspring} A^{-1} \quad (3.2)$$

この $X_{offspring}$ に親 X の平均値を加え、次世代の母集団に追加する。これらの操作を全てのクラスタに対して適用することで、次世代の母集団を決定する。

探索の手順の概要を Fig. 3.4 に示す。なお、各クラスタの子個体の数は、合計が母集団のサイズと一致するように、適切な数がクラスタごとに定められる必要がある。本稿の実装では、各クラスタが含む親個体の比に基づいて、生成される子個体の数を決定した。

3.3 擬似ユーザによる評価実験

3.3.1 実験概要

提案手法の有効性の評価，および挙動の確認のために，さらにユーザの評価を代行する擬似ユーザモジュールを用いた実験を行った．複数の嗜好の峰を持つ感性ランドスケープを擬似ユーザに設定し，呈示個体を評価させることによって，提案手法がランドスケープ中の複数の峰を探索できるか，また，発見した峰の中の探索が進行するかについて確認した．

3.3.2 実験システム

提案手法を実装した実験システムの全体の流れを Fig. 3.5 に示す．システムには，提案手法と比較する従来手法としてブレンド交叉⁶³⁾を実装している．1 試行の間は，交叉手法として提案手法か従来手法の一方のみを用いるものとし，初期化，選択，突然変異といった他の処理は全て共通とする．

以降，擬似ユーザモジュール，システムの共通部分，提案手法と従来手法の実装について順に述べる．

擬似ユーザモジュール

実験回数を増やすため，また実験結果の再現性を保証するため，個体の評価は擬似ユーザのモジュールが行った．このシステムでは個体への評価値を 0 か 1 の 2 値評価としている．この評価値の付け方は，後に行う実験参加者を伴う実験の評価方法に準じたものである．擬似ユーザモジュールは，擬似的なランドスケープを基に呈示個体の評価値を算出し，その上位 6 個の評価値を 1 とし，残り全てを 0 とした．

擬似ユーザモジュールが持つ擬似感性ランドスケープの例を Fig. 3.6 に示す．対象問題の次元数が 2 次元である時の，2 つの峰である場合，または 4 つの峰をもつ場合の擬似感性ランドスケープを示した．本実験で扱う次元数は，2，4，6 である．各次元に対し，それぞれ 2，4，6 個の峰を配置し，全部で 16 種類の擬似感性ランドスケープを構築した．感性的なランドスケープの高低はガウス関数和で模擬されるとされているため⁶⁴⁾，複数のガウス関数を擬似ランドスケープ内の離れた位置に設置することで峰を表現した．各ガウス関数の頂点の高さは 7.0 とし，分散の大きさは 1000 点でランダムサンプリングしたとき，10%のサンプリング点の評価値が 5.5 を超える値となるように調整した．

共通フェーズの実装

システムの共通部分のパラメータを Table 3.1 に示す．母集団サイズを 25，世代数を 13 としたのは，後の実験を考慮し，人間が評価可能なパラメータの範囲内としたためである．

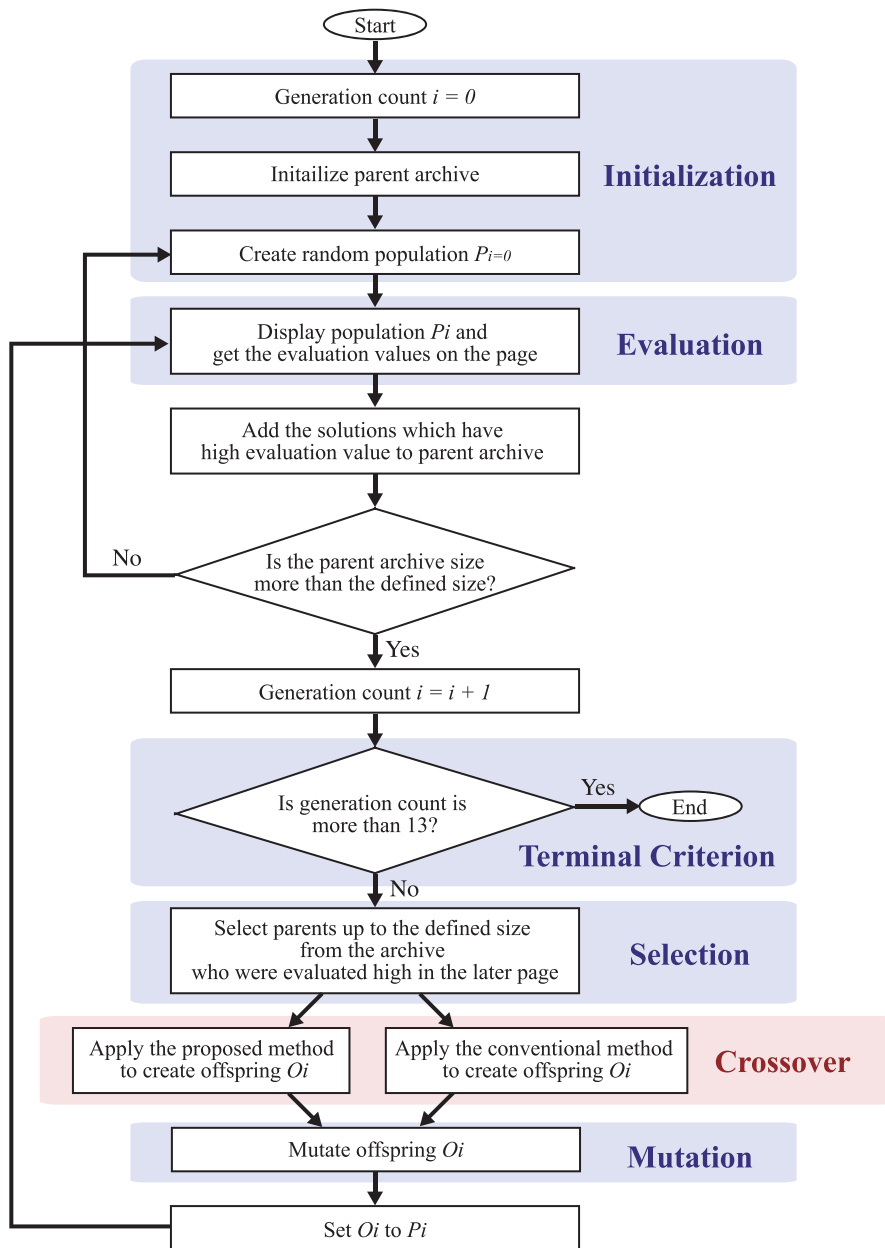


Fig. 3.5 実験システムの処理の流れ (擬似ユーザによる評価実験)

評価フェーズにおいて、評価値 1 を付けられた個体はアーカイブに追加される。選択メソッドではこのアーカイブから親個体を選出するが、初期のページではアーカイブ内の個体の数が、交叉を行うには不足している場合がある。この交叉に必要な親の数を Selection Size と定義し、一定数の個体がアーカイブに蓄積されるまでランダムに個体を生成するものとした。本実験ではこの Selection Size を、母集団サイズの半数である 13 としている。

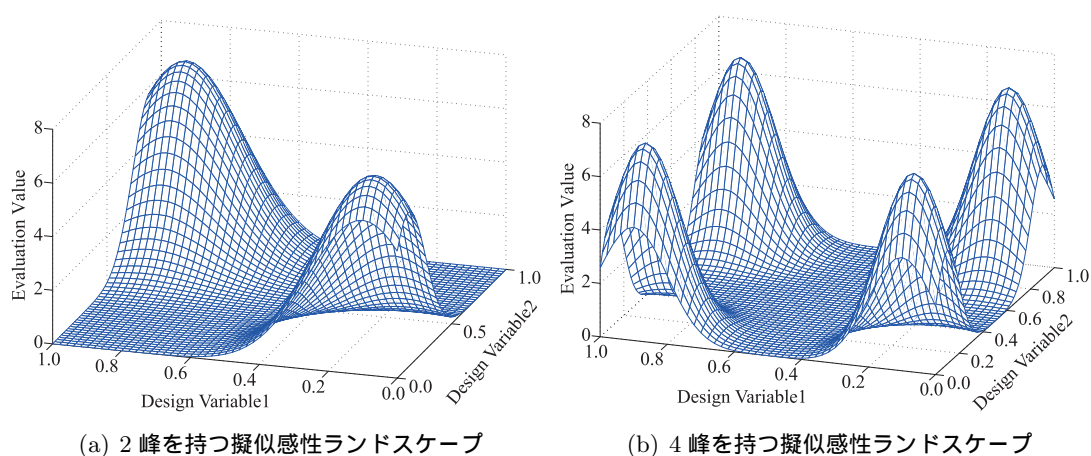


Fig. 3.6 2次元の擬似感性ランドスケープの例

Table 3.1 遺伝的アルゴリズムのパラメータ (擬似ユーザによる評価実験)

Population Size	25
Generation Size	13
Selection Size	13
Crossover Rate	1.0
Mutation Size	5
Mutation Method	Uniform mutation

Selection Size が満たされるまでは 1 世代目として扱い、遺伝的操作を開始してから世代数をインクリメントする。2 世代目以降は総和が 13 個となるまで、過去のページを遡って親となる個体を選出した。

提案手法の実装

実験システムでは、提案手法のクラスタリング手法として K-medoids 法⁵⁹⁾を用い、そのクラスタ数の決定にシルエット統計量^{56,57)}を用いた。

シルエット統計量は、クラスタリング結果に対して算出する指標であり、K-medoids 法に適しているとされている。クラスタリングされたデータ i について、同じクラスタに所属する全てのデータとの距離平均 $a(i)$ と、最近傍のクラスタに所属する全てのデータとの距離平均 $b(i)$ を求める。そして、以下の数式にて $s(i)$ を算出し、全てのデータにおける平均を算出する。このシルエット統計量が高いほど、分割の精度が高いとされている。

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \quad (3.3)$$

前章の実験により、多峰性のランドスケープにおける峰の数は 2 個から 3 個程度である

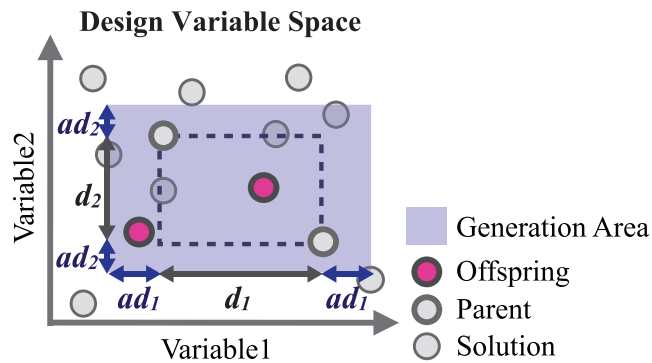


Fig. 3.7 ブレンド交叉の概要

ことが示されている．本実験ではクラスタ数を 2 個から 8 個までの間で変化させて親の個体を K-means 法でクラスタリングし，シルエット統計量が最大となる場合のクラスタ数を，その世代のクラスタ数として採用した．

従来手法の実装

従来システムでは，クラスタリングは行わず，子個体をブレンド交叉によって生成した．ブレンド交叉の概要を Fig. 3.7 に示す．まず，親の個体からランダムに 2 個体を復元抽出する．その個体間の距離 d を設計変数ごとに求め， d を外部に α 倍拡張した超直方体から一様に子個体を生成するという手法である．本実験では， α 値は 0.2 とした．

3.3.3 評価指標

実験では，提案手法の有効性を以下の 2 つの観点から確認する．

1. ランドスケープ中の複数の峰を探索できるか
2. 発見した峰の中の探索が進行するか

提案手法の主旨は，ランドスケープ中に存在する複数の峰の位置を推定することである．しかし，それだけでなく，峰の頂点を目指して探索が進行していることを示す必要がある．そのため，以下の 2 つの指標を評価に用いた．

Variance 峰面積の比率に基づく理想的な子個体数との差分

Improvement 母集団の平均評価値

Variance は，ある領域を峰として定義した際，各峰の領域内で生成されるべき子個体の数と，実際に生成された個体の数の差分を算出するというものである．各峰で生成される

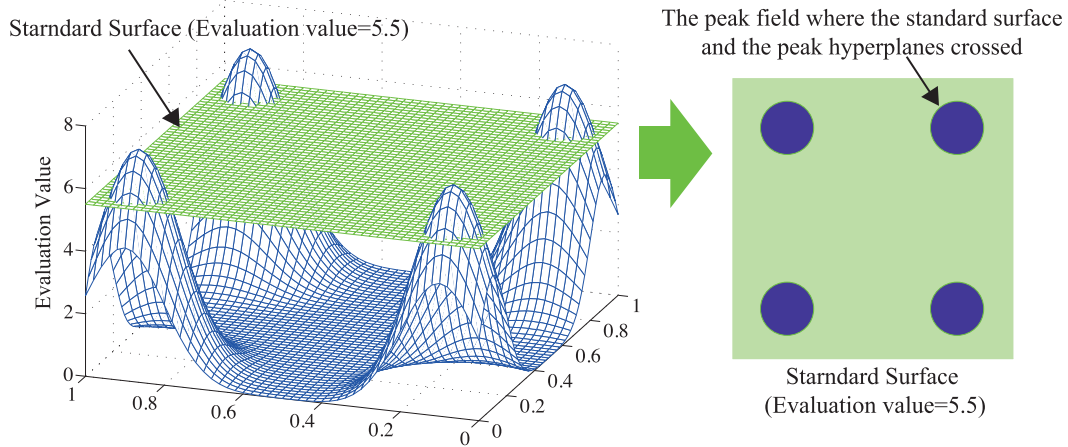


Fig. 3.8 峰領域を決定する手順

べき子個体の数は以下の式で算出する． i は擬似感性ランドスケープに設定された峰の番号である．

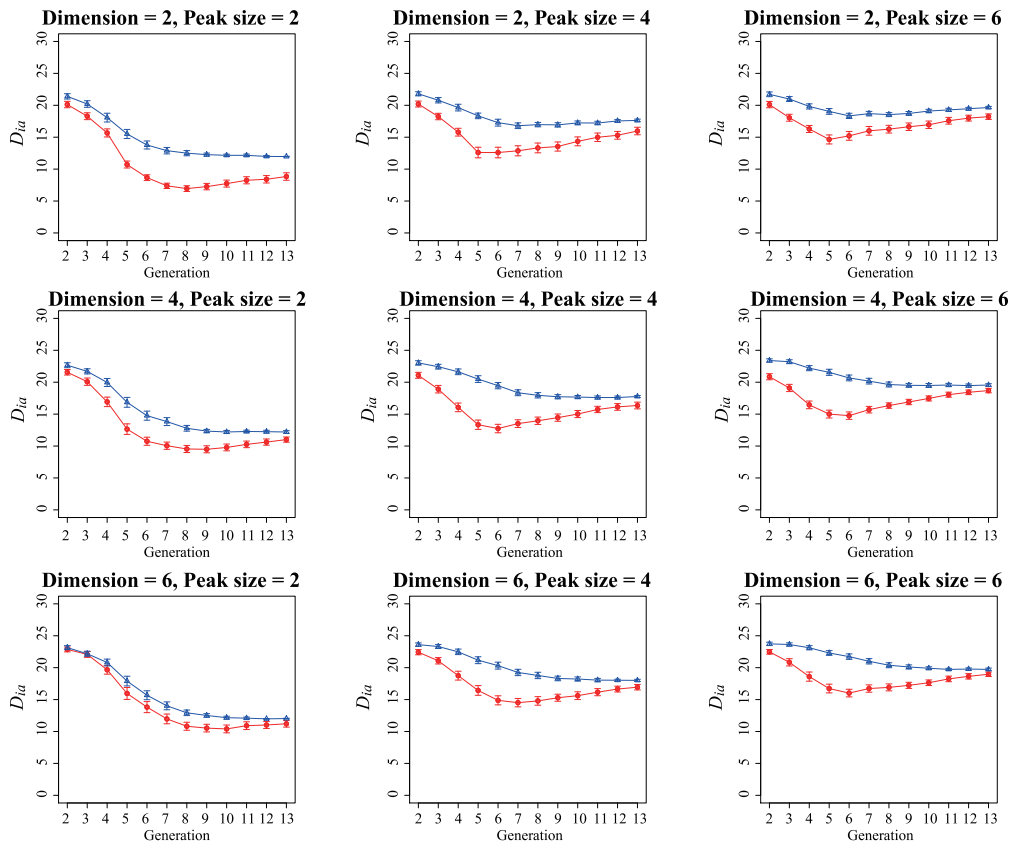
$$O_{ideal\ size.i} = \frac{peak\ area_i}{total\ peak\ area} * population\ size \quad (3.4)$$

峰の領域は，擬似感性ランドスケープに水準となる超平面を与え，ランドスケープと超平面の交差する領域を峰の領域として定義した．Fig. 3.8 に Fig. 3.6(b) の峰領域を求めた例を示す．本実験ではこの水準平面の高さに，3.3.2 項において峰のパラメータを決定する際に用いた評価値 5.5 を用いた．すなわち峰領域の総面積は，総面積の 1 割に近似される．

本実験では，同一ランドスケープ中の峰の高さ，分散を同じとしたため，この面積は全ての峰で同じとなる．したがって峰毎の理想個体数 $O_{ideal\ size}$ はほぼ同一である．各峰の交差面の中で生成された個体数と，理想個体数の差の絶対値の総和を世代ごとに合計することで，各世代の探索の分散性について検証する．この値を以降， D_{ia} と記述する． n はランドスケープ中の峰の数である．

$$D_{ia} = \sum_{i=1}^n |O_{ideal\ size.i} - O_{actual\ size.i}| \quad (3.5)$$

また，*Improvement* により，探索が進行していることを母集団の平均評価値が世代交代によって向上する点から確認した．

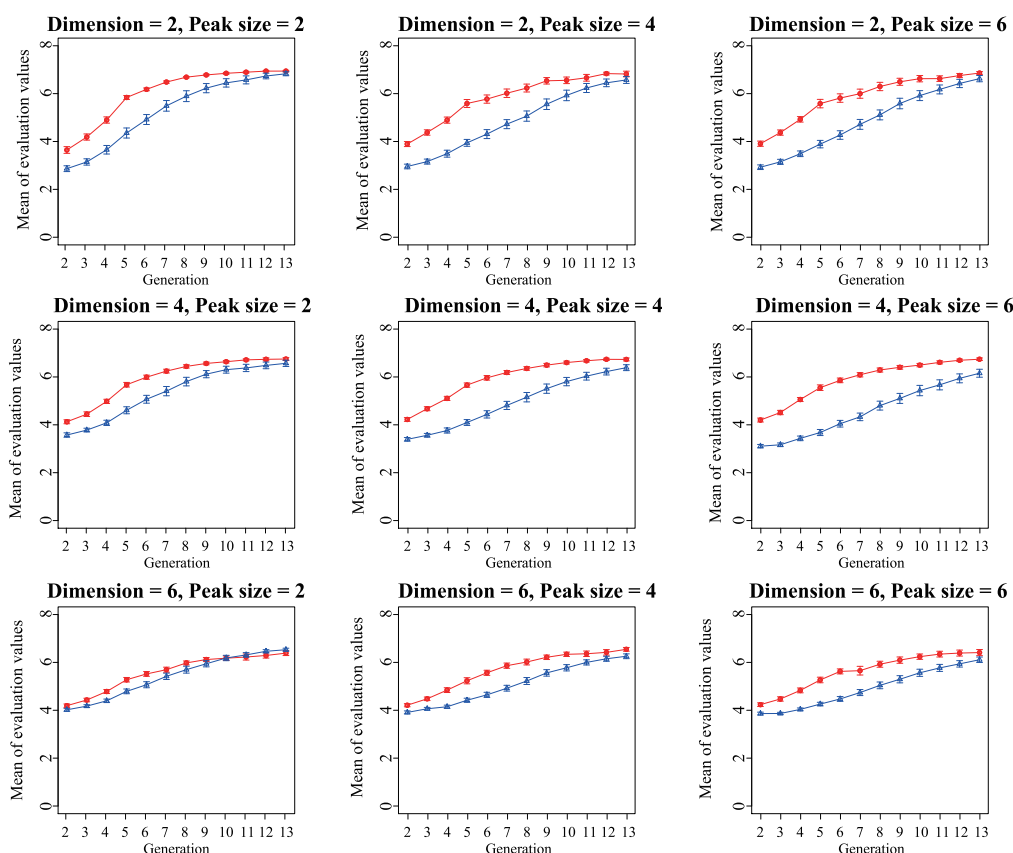
Fig. 3.9 *Variance* の遷移

3.3.4 実験結果

Fig. 3.9 に *Variance* の結果を，Fig. 3.10 に *Improvement* の結果を示す．図中のサブグラフはそれぞれ各条件における理想個体数との差分 Dia の世代による遷移を示している．グラフは横軸が世代であり，縦軸が世代ごとに理想個体差分を 100 試行で平均した値である．値の標準誤差をバーで示した．赤の実線が提案手法であり，青の点線が従来手法である．同じ行のサブグラフは同じ次元数のランドスケープで探索された結果を示す．同じ列のサブグラフは同じ峰数のランドスケープで探索された結果を示す．

Variance は，値が低いほど結果が良好である．したがって，ほぼ全ての条件で，各世代の差分が提案手法の方が有意に良いことが確認される．なお，提案手法では後半で Dia が上がる傾向が見られた．

Improvement は評価値の平均値であるため，値が高い程，結果が良好である．各世代の平均が，提案手法の方が有意に良いことが確認された．

Fig. 3.10 *Improvement* の遷移

3.3.5 考察

多くのケースにおいて、*Variance* の値が後半上昇する傾向が確認された。*Variance* の上昇は、平行して探索されている峰の数が減少していることを意味する。これは、擬似ユーザの評価に揺らぎがないことが原因であった。本実験では擬似ユーザはどの世代においても、必ず規定数の個体しか選択しないように、また必ず呈示個体の中から評価値の昇順に選択するように設定されている。その結果、探索個体数を多く含む峰に探索が寄っていく傾向が生じた。特定の峰を探索するクラスタについて、そのクラスタに所属する個体数が多い場合、生成する子個体数が多く割り当てられること、主成分分析による探索効率が上昇する。その場合、擬似ユーザによってその峰から選ばれる個体数は上昇し、規定数の中の多くを占めるようになる。最終的に、そのクラスタから選択される個体ばかりが親個体を占めることになり、他の峰の探索が行われなくなる。この問題について、実際のユーザは厳密な評価値順の評価を行わないこと、また複数の峰の探索を希望する場合、必ず複数の峰の個体を選択することになるため、被験者実験では問題は生じないと考えられる。

Improvement においては、探索の後半で既存手法が提案手法に追いついている。これは、1つの峰へと強力に収束していく既存の子個体生成手法の特性が反映されたものである。前半の探索では Fig. 3.2 に示したような評価の低い領域での探索を含んでいたため、*Improvement* が低くなっていた。世代が進むに連れて1つの峰へと探索が収束し、その峰の頂点を厳密に探索してくため、評価値が後半に向上した。しかし、それまでに12世代近い評価を必要としていることから、より高速に評価値を向上させる手段として、提案手法の方が優れていると言える。

これらの実験結果より、多峰性の感性ランドスケープに対しては、提案手法の方が有意に優れて探索できることが示された。

3.4 実験参加者による評価実験

3.4.1 実験概要

本章では提案手法の有効性を検証するため、実際に人間を評価者とした実験を行った。先の疑似ユーザによる実験で用いた実験システムを用い、評価のフェーズにおいて疑似ユーザモジュールでなく、実際の人間の主観的評価を用いた。

感性の目的関数と対象問題、実験参加者は、2.3.1 項にて述べた感性ランドスケープの検証実験と同じである。布製の家具の模様に対する嗜好を感性的な目的関数とし、水玉模様、唐草模様、チェック柄という3種類の模様のデザインを対象問題とする。実験参加者は20代の男女12名である。また、3.3.3 項で定めた評価指標を用いて手法の有効性を評価するが、疑似ランドスケープに代わるものとして先の実験において獲得した近似的な感性ランドスケープを用いて評価指標の計算を行った。実験参加者には2.3.1 項と同様に、自宅をリフォームする際に新しく購入する布製品の家具の模様として好みを評価するように教示を与えた。なお、目的関数に揺らぎを与えないために家具の種類（カーテン、ソファカバー、ベッドカバー）については先の実験で選択した家具と同じものをイメージするよう指示した。

実験参加者は、比較する2手法について、3つの対象問題で評価を行うため、全部で6試行を行う。試行の順序は、提案手法が先のグループと従来手法が先のグループにまず分割し、各グループの中で対象問題の順序のカウンタバランスをとった。

3.4.2 実験システム

Fig. 3.11 が評価用インタフェースである。実験参加者は一度に呈示される25個の個体の画像について、好きなものをクリックして評価する。クリックすると画像周囲の枠が赤に変化する。全ての個体を評価した後、インタフェース下部の Next Page ボタンを押すと、



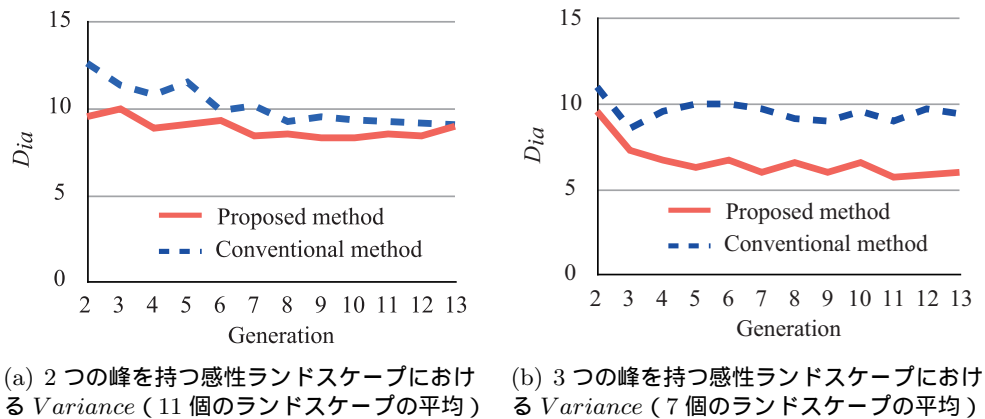
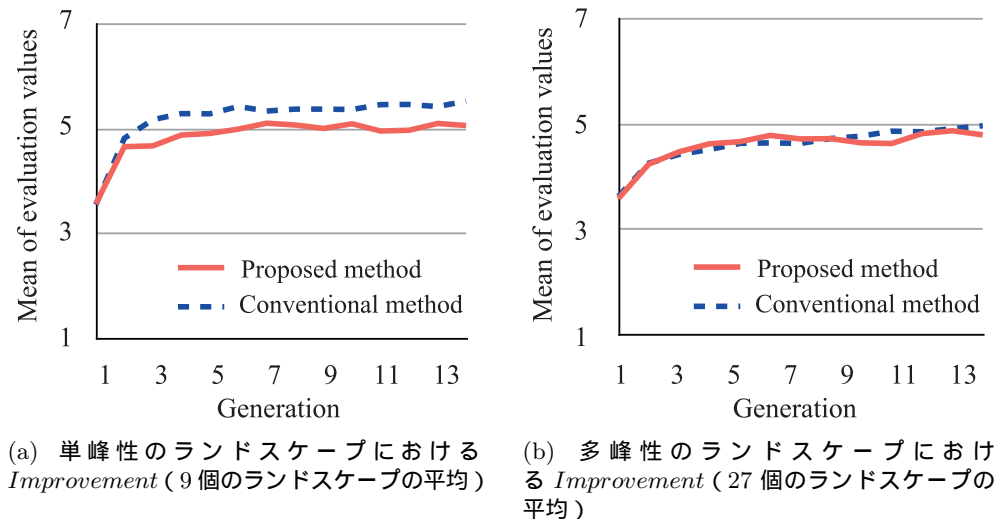
Fig. 3.11 評価インターフェース（感性の多峰性を推定するアルゴリズムの評価実験）

25 個の個体が新たな個体に更新される．この一度に評価する単位をページとし，終了通知がでるまで実験参加者は繰り返し評価する．

3.4.3 実験結果

3.3.3 節で示した 2 つの指標，*Variance* と *Improvement* について結果を示す．まず，*Variance* について Fig. 3.12 に予備実験で近似的に求められた峰数別に，理想個体数との差分である D_{ia} を算出した結果を示す．Fig. 3.9 と同様，横軸は世代数，縦軸は D_{ia} の平均値である．単峰性と 4 峰以上の結果については示していない．前者は，この複数の峰に分散して探索できているかを示す指標で結果を示す意味がないためである．また後者は，平均をとるにあたって 4 峰以上の感性ランドスケープの数が少なかったためである．2, 3 峰のランドスケープ上では，提案手法の方が D_{ia} の値が小さく，多くの峰を適切に探索できていたことが分かる．2.3.1 項でも示すように 2, 3 峰のランドスケープは全体の半分を占めており，手法がユーザの半数に対して有効であることが示された．

次に *Improvement* について，Fig. 3.13 に，近似ランドスケープから算出した各世代の母集団の平均評価値を示す．単峰性の場合が Fig. 3.13(a)，多峰性の場合が Fig. 3.13(b) である．Fig. 3.10 と同様，横軸が世代数，縦軸が母集団の平均評価値である．Fig. 3.13(a) の単峰性のランドスケープでは，従来システムの方がより高い推定平均評価値を得ていることが確認される．一方で，多峰性のランドスケープ (Fig. 3.13(b)) では提案手法と従来

Fig. 3.12 峰数による *Variance* の推移Fig. 3.13 単峰性と多峰性のランドスケープにおける *Improvement* の推移

手法の推定平均評価値はほぼ等しくなった．このことから，単峰性のランドスケープでは従来手法を用いる方が高い精度で探索が行えるが，多峰性のランドスケープにおいては両手法の精度はほぼ等しいことが分かった．

考察

単峰性のランドスケープにおいて従来手法の評価値の方が早く向上した理由について検討する．Fig. 3.14と Fig. 3.15に，多峰性のランドスケープにおける探索履歴，単峰性のランドスケープにおける探索履歴の例を示す．Fig. 3.14上の青枠の円は，大凡の探索範囲を示したものである．提案手法の振り舞いとして，多峰性のランドスケープ上ではクラスタ分割が適切に働き，複数の峰を分けて探索している．一方で，Fig. 3.15のような単峰性の

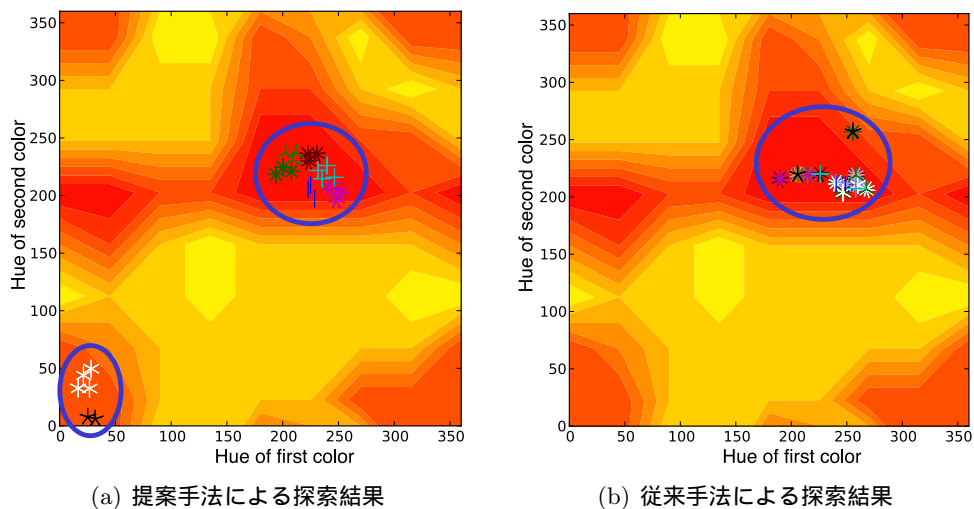


Fig. 3.14 多峰性の感性ランドスケープにおける最終世代の探索結果の例

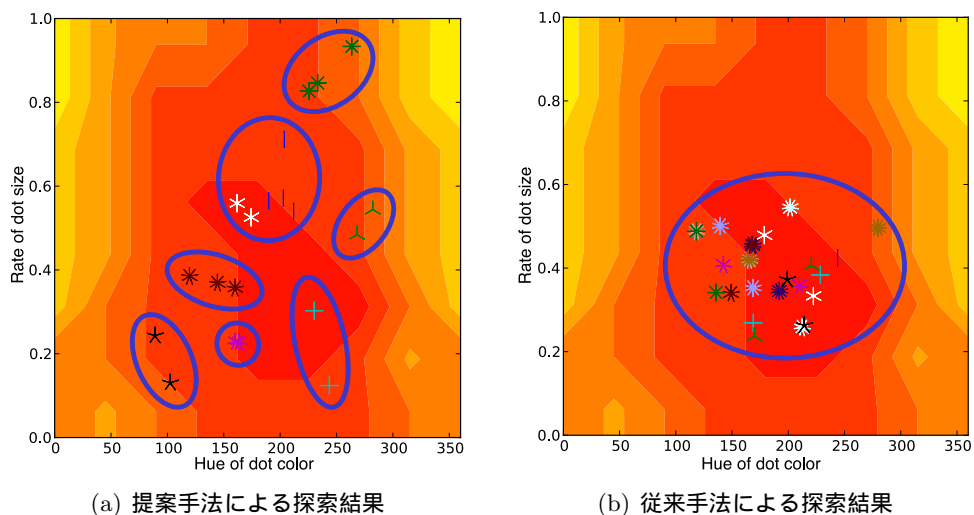


Fig. 3.15 単峰性の感性ランドスケープにおける最終世代の探索結果の例

ランドスケープ, 特に1つの峰の裾野が広い場合においては, その上を複数のクラスタが散らばる形で探索を進める傾向があった. これは提案手法のクラスタ分割がランドスケープの形状に対して適切に行われていないために生じ, 探索の進行を阻害していることを示している. メンバ数の少ないクラスタの探索領域は狭くなり, 探索を遅延させることは疑似ユーザの実験においても述べている. 3.3.5項において述べたように複数の峰を探索できている場合は, クラスタのメンバ数は大きな課題とならない. しかし, Fig. 3.15のようなランドスケープの傾斜が非常に緩やかなケースでは, その裾における過剰なクラスタ分割を避ける仕組みを導入する必要があることが分かった.

3.5 結論

本研究では人間の感性ランドスケープに存在する多峰性を獲得し、それに基づく情報提示を行うために、複数の最適点を探索する対話型遺伝的アルゴリズムの改良を行った。感性ランドスケープ中に存在する複数の峰の頂点を探索するには、峰の位置を推定し、推定された峰の中を効率的に探索する必要がある。提案手法では、まず評価の高い個体をクラスタリングすることで峰の位置を推定し、各クラスタに所属する個体について設計変数間の依存関係を考慮した多次元正規分布を構築して子個体の生成を行い、探索を進めた。

提案手法の有効性は、擬似ユーザによる実験と被験者実験によって示された。実験では、2つの指標において、提案手法と従来手法の性能を比較した。1つ目の指標は母集団が分散して複数の峰を推定できているかを、峰の中で生成されるべき個体数と実際に生成された個体数の差分から検討した。もう1つの指標は峰の内部を探查できているかを、評価値の向上から確認した。

擬似ユーザ実験では、複数の次元、複数の峰数で手法の挙動を確認し、低次元では分散の指標と評価値向上の指標ともに、提案手法の方が有意に優れていた。被験者実験では、多峰性のランドスケープを持つ実験参加者の探索結果においては、評価値の向上の指標では従来手法との優位な差は見られなかった。しかし、分散の指標については提案手法の方が優れており、提案手法は複数の峰を同時に、分散して探索することができた。前章において示したように、多くの感性のランドスケープは多峰性の性質を有する。したがって、提案手法は多峰性の嗜好を持つ多くのユーザに対し、探索性能においてこれまでの手法に劣ることなく、複数の嗜好、感性に基づいた情報を提示できることが示された。

今後の課題として、緩やかな単峰性のランドスケープ上での探索において、提案手法はクラスタ分割が過剰となる傾向が見られたため、クラスタ分割の指標について検討が必要である。

第 4 章

対話型遺伝的アルゴリズムの汎用的な設計変数空間構築手法の検討

4.1 はじめに

電子商取引の規模は年々拡大している。2012 年の日本国内における電子商取引の市場規模は BtoB (Business to Business) で 262 兆円, BtoC (Business to Consumer) においても 10 兆円に達しようとしている⁶⁵⁾。各電子商取引サイトは広告やダイレクトメールによる顧客の獲得や, 商品推薦や検索機能の提供による顧客の購買意欲の向上に努め, 売上の向上を図っている。

商品推薦システムの実装として対話型遺伝的アルゴリズムを用いる場合, 評価値の獲得手法や設計変数の定義が課題となる。前者についてはユーザが商品を閲覧する, ブックマークするといった行動を各商品に対する評価値として捉えることができる。しかし, 設計変数については, 商品推薦システムを含めて, 既存の Web サービスの多くが, その有するコンテンツを数量的に表現する設計変数を持っていない。このような既にユーザに呈示すべきコンテンツが存在する対象問題から対話型遺伝的アルゴリズムに適した設計変数空間を定めるには, システムの開発者が以下のような手続きを実行する必要がある。

手順 1. 対象問題において有効な設計変数を選定する

個体を表現する各種のパラメータから遺伝的アルゴリズムによって最適化する設計変数を選定する。たとえば, 服飾デザインを対象問題とした場合, 生地の色, 模様や質感, 袖の長さ, 襟の形, ボタンの色や形など, 衣類を表現する各種の変数の中から感性的な評価に影響を与えるパラメータを選定する必要がある。

手順 2. 各設計変数について感性に準じた定量化と近傍の設計を行う

各設計変数の近傍を, 人間の感性において順序尺度や間隔尺度, 比例尺度を満

たすように設計する．長さや重さといった要素は数値的な表現が容易であり，また色についても HSV 表色系やマンセル表色系³⁶⁾など人間の感性と関連のある定量化の指標が存在している．一方，模様や形などの要素は，汎用的な尺度がない場合が多く，その尺度構成には専門家の判断や，大量のユーザアンケートによる分析等が必要となる．

手順 3. 大量の既存個体に対して設計変数値を割り当てる

手順 1, 2 において決定された設計変数に対し，現存するコンテンツから該当する設計変数値を抽出し，各コンテンツに割り当てる．

特に手順 1, 2 の要件は，感性のランドスケープを探索するために非常に重要である．

既存の存在するコンテンツ，すなわちユーザの感性という目的関数によって評価値を与えられる個体の表現を，遺伝的アルゴリズムでは表現型と呼ぶ．一方，遺伝的アルゴリズムで探索に用いられる数値表現は遺伝子型と呼ばれる．表現型は設計変数によって定められ，この設計変数をコーディングした遺伝子型が遺伝的操作を受ける．そして，次世代の個体の遺伝子型を生成されて，デコーディングされた表現型が再びユーザに呈示される．この次世代を生成する際，子個体が親個体の形質を受け継ぐことが重要である．適合度に応じて選択された親個体の優秀な形質，もしくはその平均的な形質を子個体が引き継ぐことで，探索はランダムサーチではなく効率的なものとなる．また，対話型遺伝的アルゴリズムにおいてはユーザが個体を評価する．そのため，親個体から人間の直感に従う適切な子個体が生成されないとユーザが違和感を覚えて，推薦システムへの信頼が失われる．これらの問題から，設計変数にはユーザの感性を反映できるものを選択し，また，親個体の設計変数値から人間の直感において自然な子個体の設計変数値が導出されるように，設計変数の近傍を適切に設定する．こうして作成された設計変数空間では Fig. 2.1 に示すように，感性のランドスケープが大きく滑らかな関数の景観を描く．

また，手順 3 はその対象問題において定められた設計変数が模様や手触りといった，あらかじめ電子化された設計変数の値でなかった場合に抽出が非常に困難となる．手作業での割り当てが行われる場合，対象となる個体の数が多い程，システムの開発者にとっては大きな負担となる．

そして，手順 1 から 3 は対象問題ごとに解決される必要がある．たとえば，衣服の商品推薦システムを構築する際に定義した設計変数をそのまま用いて，食品の商品推薦システムを構築することは難しい．それぞれの問題領域によって，問題を表現し，感性モデルを構築するのに適した設計変数は異なる．

本研究ではこの設計変数の定義の問題を解決するために，設計変数空間を自動的に生成する手法について検討を行った．検討内容は 2 つのステップから成る．まず，設計変数空

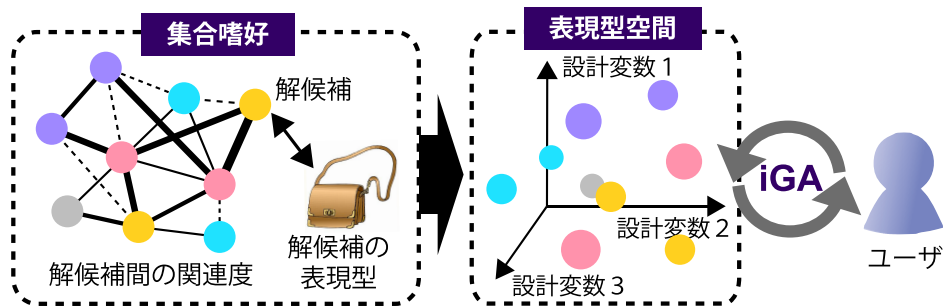


Fig. 4.1 関連度に基づく設計変数空間の自動生成手法の概要

間上において隣接する個体同士は設計変数値が近いために、ユーザから見た直感的な類似度が非常に高いことが想定される。これに着目し、実在する個体の表現型での関連度情報を基に、設計変数空間を構築する手法を検討する。

次に、個体に付与された情報から設計変数空間を構築する手法を検討する。個体を表現する情報として、あらかじめ関連付けられたテキストデータに着目した。特徴的な単語を抽出して、各個体の持つ特徴語に対する重みから、その個体の設計変数値として割り当てることで設計変数空間を構築した。また、特徴語間の関連性を表現するネットワークを構築することで、異なる特徴語を設計変数に持つ個体間での子個体生成を可能とする交叉手法について提案する。

4.2 コンテンツ間の関連度による設計変数空間の自動生成手法

4.2.1 概要

本節では個体間に既に存在する関連度から設計変数空間を自動構築する手法について提案し、その効果について検証した。個体の関連度には、多数のユーザの感性や嗜好を反映したものをを用いることが望ましい。現在、Web上には大量のユーザの行動履歴、またユーザが発信した情報などが蓄積されている。オンラインショッピングサイトにおけるレビューやタグ情報、口コミサイトの批評やソーシャルブックマークなど、これらは少数の専門家による批評ではなく、多数のユーザやベンダが発信する情報である。本研究ではそれらの多数のユーザの嗜好を反映した情報を、集合嗜好として定義する。この集合嗜好の情報から個体間の関連度を計算して設計変数空間を求め、その個体の座標を表現型として用いることで、人間の感性を反映した探索を行う。

4.2.2 提案手法

提案手法では集合嗜好から個体同士の関連度行列を求め、その各行を各個体を表現する情報として捉える。しかし、この表現ベクトルはコンテンツの総数に長さが依存し、コン

コンテンツ数が流動的である場合に変動し得るなど、システム上でそのまま扱うことは難しい。よって、提案手法では表現ベクトルの次元数を縮約するために主成分分析⁶⁰⁾を用いる。関連度行列の次元数を適切なサイズに縮約し、設計変数空間における各個体の座標として用いる。以下に、設計変数空間の生成手順を示した。

Step1. 全ての個体間の関連度の算出手順を定義する。

Step2. その算出に必要な集合嗜好を Web 上から取得し、算出された個体間の関連度から関連度行列を生成する。なお、行列の主対角線上は全て 1 とする。

Step3. 主成分分析により、関連度行列の次元数を削減する。削減後の次元数は、累積寄与率を元に決定する。

1. 関連度行列から共分散行列を算出し、その固有値、固有ベクトルを求める。
2. 固有値の降順に、あらかじめ定められた次元数分だけ固有ベクトルを抽出し、回転行列を生成する。
3. 元の関連度行列に回転行列を乗じ、設計変数空間行列を得る。この行列の各行を設計変数空間における各個体の座標情報とする。

関連度の定義と集合嗜好の取得は各対象問題ごとに異なるため、システムごとに対応する必要がある。しかし、手順を定めることによって大量のコンテンツにおいても自動的に感性的な近傍を有する空間を生成することが可能となる。

4.2.3 コンテンツ間の関連度による設計変数空間の自動生成実験

実験概要

本実験では、提案手法によって生成した空間がユーザの感性を反映し、遺伝的アルゴリズムによる探索が可能なものとなるかを検証することである。検討項目として、空間上における個体の分布の特性、および設計変数空間に適切な次元数について考察した。

実験データ

本研究では、個体とその関連度の取得が容易な集合嗜好の一例として、オンラインショッピングサイトの Amazon¹⁰⁾ が公開する商品間の推薦関係に着目した。Amazon における商品間の推薦関係は、主に協調フィルタリング²⁻⁵⁾に基づいたものであり、ある商品の組合せが購入される頻度が高い場合、一方の商品を購入したユーザにもう一方の商品を推薦するものである。したがって、この商品の推薦関係を個体間の関連度として定義することで、ユーザの購買行動を反映した空間が生成されることが期待される。

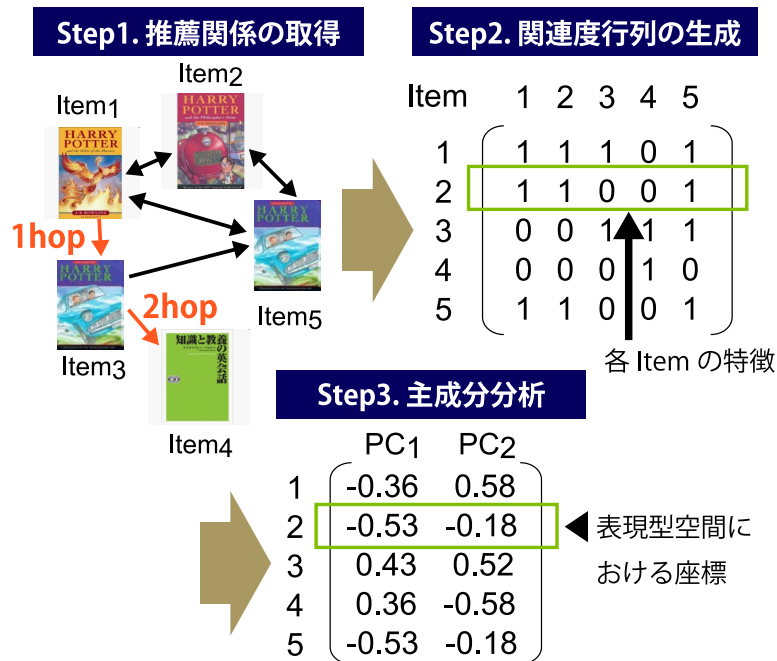


Fig. 4.2 商品の推薦関係に基づく設計変数空間の自動生成の概要

感性に基づく目的関数として書籍への選好を選択した。これは、書籍には設定されたパラメータが多く、空間の考察がし易いと考えられたためである。対象問題として3ジャンルの書籍カテゴリを用い、それぞれにおいて関連度を獲得し、設計変数空間を生成した。Fig. 4.2に、取得した商品の関連度から設計変数空間における個体の座標を求めるまでの流れを示した¹。各Stepの具体的な手続を以下に示す。なお、各Stepは4.2.2節にて述べた設計変数空間の生成手順に準じている。また、パラメータの詳細をTable 4.1に示す。

Table 4.1 設計変数空間のパラメータ

空間名	カテゴリ	始点の商品	取得期間	ステップ数	商品数
mystery	ミステリー・サスペンス・ハードボイルド	ブラックペアン 1988(下)	2009/12/31- 2009/1/1	3	649
comic	少年コミック	鋼の錬金術師 24	2010/1/1- 2010/1/2	4	309
science	コンピュータサイエンス	プログラマのための論理パズル	2010/1/3- 2010/1/4	4	703

¹商品画像については、参考文献¹⁰⁾より引用。

Step1. 個体間の関連度を商品の推薦関係と定義する .

Step2. Amazon Product Advertising API¹⁰⁾ を用いて商品間の関連度を取得した . まず各空間の代表的な商品として , Table 4.1 に示した開始点の商品を定めた . これらは , それぞれのカテゴリにおいて , データ取得期間での売上順位がトップであった書籍である . 開始点の商品から , Table 4.1 に示すステップ数で推薦関係によってつながる商品群を取得した .

この取得された推薦関係から , 商品 A が商品 B を推薦している場合 , 関連度を 1 , 推薦していない場合は関連度を 0 とする関連度行列を生成した .

Step3. 主成分分析により設計変数空間の次元数を 5 に縮約した . これは後述する実験での検討を容易にするため , 次元数を低く設定している .

今回の実験では , 関連度を既存の商品の推薦関係から得たが , この他にも , オンラインショッピングサイト上での商品のレビューやタグ情報など , テキスト間の特徴語の共起関係などを関連度として定義することもできる . この手法については 4.3 節にて検証している .

4.2.4 実験結果

Fig. 4.3 , Fig. 4.4 , Fig. 4.5 に , 生成した各設計変数空間を示す . 今回生成された空間では , 著者や出版社が特定の次元において偏って分布する傾向が見られた .

Fig. 4.3 は設計変数空間 mystery の第 1 次元を横軸に , 第 2 次元を縦軸にとり , 各個体の座標にその著者名を印字した散布図である . 各軸に対し , 著者を同じくする個体が狭く分布している様子が確認できる . たとえば , 著者を「松岡圭祐」とする個体は , 第 1 次元に対して 0.7 から 1.0 の範囲内で分布している . なお , このような同一著者が固まって分布する傾向は comic では確認されたが , science では見られなかった . 設計変数空間 comic の第 3 次元と第 5 次元を軸としたグラフである Fig. 4.4 においても , 丸で囲った領域に同一著者が分布していることが分かる .

一方で , 設計変数空間 science においては , 分布の偏りが出版社に基づいていると考えられる . science の第 1 次元 , 第 4 次元を軸とし , 各個体の出版社を印字したグラフを Fig. 4.5 に示す . このグラフでは横軸に対して , 複数の出版社が狭い範囲に分布していることが確認できる .

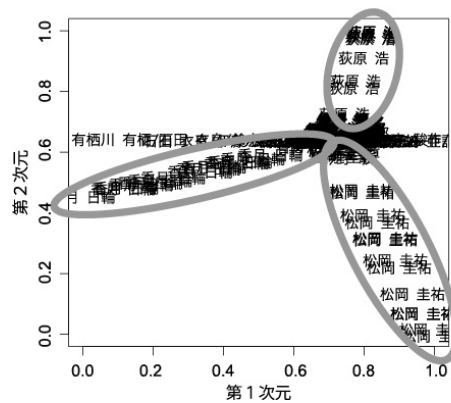


Fig. 4.3 mystery の個体の分布（著者を印字）

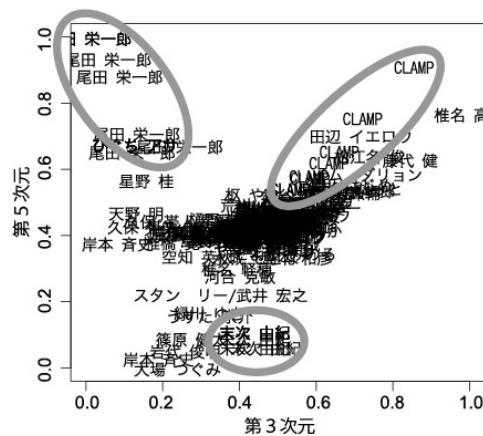


Fig. 4.4 comic の個体の分布（著者を印字）

4.2.5 考察

設計変数空間における個体の分布の特徴

本実験の結果において著者や出版社に基づく分布の偏りが見られたのは、空間の元となった Amazon における推薦関係の情報を反映した結果と見られる。すなわち、Amazon においては mystery や comic のジャンルにおいては同じ著者の書籍を同一ユーザが購入するケースが多く、science のジャンルにおいては同じ出版社、同じシリーズの書籍を同一ユーザが購入するケースが多いためと考えられる。したがって、各空間は集合的な嗜好情報を反映した結果であり、大衆の平均的な感性情報を反映したものであると考えられる。特に著者や出版社を重視して対話型遺伝的アルゴリズムを行うユーザにとって、効率的な探索を行うことができ、嗜好性の高い個体が提示される可能性を示している。

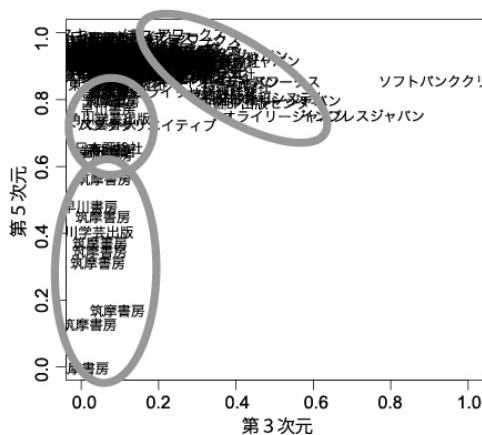


Fig. 4.5 science の個体の分布（出版社を印字）

設計変数空間の次元数の検討

本実験では、縮約する次元数を 5 とした。これは検討のし易さと、この後の対話型遺伝的アルゴリズムにおける探索効率を鑑みて、低次元に抑えたものである。しかし、主成分分析によって算出された 5 個の主成分が持つ寄与率は、それぞれの空間において 0.1 を超える程度の値であり、不足があることが考えられる。これより、mystery における個体の分布から設計変数空間の適切な次元数について検討した。

Fig. 4.6 は Fig. 4.3 に示された mystery の設計変数空間において個体が密集した領域をそれぞれ 12.5 倍、100 倍に拡大したグラフである。Fig. 4.6(a) では Fig. 4.3 と同様に、分布における著者の偏りが確認されたが、Fig. 4.6(b) ではその傾向が見られなかった。これらの Fig. 4.6 で確認されなかった著者の一部は、他の次元において分布の偏りを示した。このように 1 つの主成分、すなわち 1 つの軸では有意な著者数が限られている。

この個体の分布に対する著者の影響を調べるために、元の関連度行列に対して、主因子法による分析をおこなった。主因子法によって各個体は、ある特定の軸、すなわち主成分に対して持つ影響の度合いを因子負荷量として算出する。この因子負荷量が、危険率 0.10 において有意であった個体を主成分ごとに抽出し、その個体の著者を列挙したものを Table 4.2 に示した。Table 4.2 より、各主成分に対して有意な因子負荷量を持つ著者の数は 1 から 3 である。また、全ての主成分に対して有意な著者はいなかった。このことから、主成分分析で算出された空間においてより多くの著者について分布の偏りを示すには、より多くの主成分が必要となることが分かる。しかし、先にも述べたように設計変数空間の次元数を増やすことは、遺伝子型の次元数を増加させ、最適化アルゴリズムである GA の解探索性能を低下させる。このトレードオフを解決する適切な次元数の決定手法、または自己

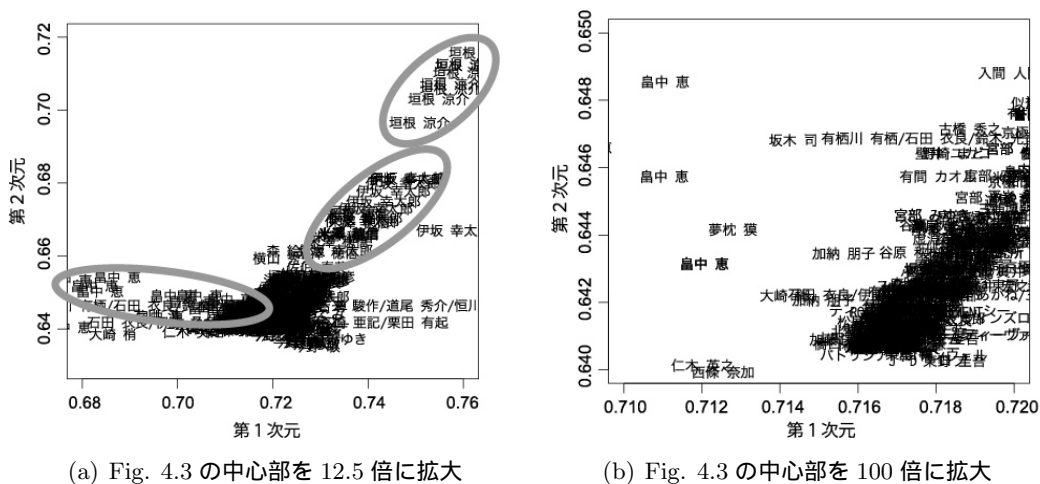


Fig. 4.6 mystery の個体の分布

組織化マップ⁶⁶⁾など、より低次元で元の関連度行列を表現する次元削減手法の検討が必要である。

4.2.6 生成された空間上における探索の検証実験

実験概要

提案手法により生成された設計変数空間にて、対話型遺伝的アルゴリズムによる探索が可能であるか検証するために、実験参加者を伴う実験を行った。実験では、4.2.3 節で検討した mystery, comic, science の各設計変数空間に対応する 3 つの対話型遺伝的アルゴリズムシステム（以降、mystery システム, comic システム, science システムと表記）を構築し、実験参加者に操作させた。

実験結果から、以下の 2 つの項目について検討した。

Table 4.2 各軸に対して有意な影響を持つ個体の著者

次元	著者
1	松岡圭祐, 香月日輪, 畠中恵
2	松岡圭祐, 萩原浩
3	萩原浩, 垣根涼介
4	垣根涼介
5	伊坂幸太郎（共著者：石田 衣良, 市川拓司, 中田永一, 中村航, 本多孝好）, 畠中恵（共著者：柴田ゆう）

検討項目 1 Amazon との推薦結果の違い

本実験では，設計変数空間を生成するための関連度として Amazon の推薦関係を用いており，空間の分布にも反映されていることを確認している．そのため，探索の結果も多くは Amazon の推薦関係に基づくことが想定されるが，それだけではなく，対話型遺伝的アルゴリズム独自の探索が行われているかについて検証を行う．

検討項目 2 個人の嗜好に応じた探索

提案手法によって生成した空間において，対話型遺伝的アルゴリズムによって個人の感性のランドスケープが構築されるか，また取得したランドスケープに基づく推薦結果の満足度について検証を行った．

実験システム

本実験では，個体を書籍とした設計変数空間を用いた対話型遺伝的アルゴリズムのシステムとなる．実験システムの評価インタフェースを Fig. 4.7(a) に示す．評価インタフェースでは，スクロールをせずに一覧できる個体数として 16 冊の書籍が提示される．この書籍の中から，実験参加者は自身の嗜好に合った書籍をクリックして選ぶ．このとき，一画面において選択できる商品の最大数は，用いた GA のアルゴリズムにより提示個体の半数と定めた⁶⁷⁾．実験参加者は 1 個以上の個体を選択して，画面上部右の“次へ”ボタンを押す．それにより，システムがユーザの評価に基づいて GA による遺伝的操作を行い，インタフェース上の商品を更新する．なお，本システムにおいて使用される書籍の画像は，全て Amazon Product Advertising API¹⁰⁾ より取得されたものを用いている．

実験参加者に対して提供する商品の情報を，Table 4.3 に示した．実験参加者が書籍の表紙にカーソルを合わせると，商品の詳細な情報が記載された詳細画面 (Fig. 4.7(b)) がポップアップされる．詳細画面は，カーソルが離れると消去される．

各個体は設計変数の値をそのまま遺伝子型の値として用いた．なお，提案手法は既に存在する個体を扱うものであり，交叉や突然変異によって生成された子個体の遺伝子型が，既

Table 4.3 実験参加者に提示する商品情報

ウィンドウ	提示する商品の情報
評価インタフェース (Fig. 4.7(a))	表紙
詳細画面 (Fig. 4.7(b))	表紙，表題，著者，価格，出版年，出版社， カスタマーレビュー



Fig. 4.7 評価インターフェース（関連度に基づく設計変数空間の自動生成手法の評価実験）

存の個体の遺伝子型と一致しない場合もある．その場合，生成した子個体の遺伝子型を，設計変数空間上の座標が最も近い個体の遺伝子型によって置き換えるものとする．このとき，制約条件として，その世代の親母集団に属していない個体によって置き換えるものとする．これは直近に提示された書籍について，実験参加者が強く記憶するためである．単純な図形や色の最適化を行うといった，個体がより単純化された対話型遺伝的アルゴリズム⁶⁷⁾では，表示された個体に対する実験参加者の記憶は曖昧である．しかし書籍など，文字情報を扱う問題や実験参加者の知識を連想させる対象問題では，実験参加者は直感だけでなく知識を活用して評価を行うため，提示された個体の特徴をよく記憶する．それにより同じものが連続して提示された場合，実験参加者は同じ個体を評価することに違和感を覚える，または，飽きてしまうといった意見が予備実験で得られたため，本実験では親母集団と次世代集団において同じ書籍が重複しないように制約条件を設けた．

実験手順

実験参加者は各システムに対し，4世代ずつ評価を行い，それを1試行とする．3つのシステムの操作順序は，実験参加者間でカウンタバランスをとった．

実験参加者数は6名（男性5名，女性1名）である．実験は以下の手順で行った．

1. 実験参加者への教示

実験参加者に書籍を選択するモチベーションを与えるため、「明日は休日であり、その日に読書する本をオンラインブックストアで探す」という内容の教示を与えた。

2. 対話型遺伝的アルゴリズムシステムの操作

実験参加者が対話型遺伝的アルゴリズムシステムを 1 試行操作する。

3. 満足度に関するアンケート

最終提示画面に対する満足度について、実験参加者が以下の 5 段階評価のアンケートに答える。

- (a) とても満足している
- (b) 満足している
- (c) 不満
- (d) とても不満
- (e) 特に思うことはない

4. 終了判定

全てのシステムについて試行した場合、実験を終了する。終了しなければ、2 に戻る。

4.2.7 実験結果と考察

Amazon との推薦結果の違い

対話型遺伝的アルゴリズムによる探索が、設計変数空間の元データである Amazon の推薦とは異なる推薦結果を得ることを確認するため、ユーザが好ましいと評価した個体の中に、対話型遺伝的アルゴリズムによってのみ探索された個体が含まれているか検討した。

Fig. 4.8 は、実験参加者 B が comic システムを操作した際の第 4 世代の提示画面である。この世代において実験参加者 B が選択した個体を丸で示した。商品上部に A を示した個体

Table 4.4 遺伝的アルゴリズムのパラメータ (生成された空間上における探索の検証実験)

パラメータ	値
個体数	16
次元数	5
世代数	4
交叉手法	$BLX - \alpha^{63)}$
交叉率	1
α	0.2
突然変異手法	一様突然変異
突然変異率	0.2



Fig. 4.8 実験参加者 B の第 4 世代における提示画面 (comic システム)

は、第 3 世代で選択された個体と協調フィルタリングによる関連度が高い商品（以降、関連個体と呼ぶ）である．実験参加者が第 4 世代で選択した個体にも、関連個体が含まれる．しかし、対話型遺伝的アルゴリズムによってのみ探索された個体（以降、探索個体と呼ぶ）も実験参加者による評価を受けており、この実験参加者においては、設計変数空間の元となった協調フィルタリングから推定される共起関係とは異なる探索が対話型遺伝的アルゴリズムによって行われ、それが実験参加者に評価されたと言える．

各試行において、対話型遺伝的アルゴリズムによってのみ探索された個体が実験参加者の評価した個体中に占める比率を示した表が、Table 4.5 である．提案手法によってのみ探索された個体の比率であるため、これは値が高い方が望ましい．Table 4.5 からは被験者や対象問題によって、値にばらつきが大きいことが分かる．検討のため、最も比率の高い被験者 F の mystery システムと、最も低い被験者 D の mystery システムにおける評価個体の履歴を Fig. 4.9 に示す．赤枠で囲まれた個体は、同一著者による著籍である．被験者 D はほぼ同一著者の個体のみを評価している．一方で、被験者 F の評価した個体の中で、同じ著者のものは第 3 世代で評価した 2 つで、それ以外はばらついている．4.2.5 項において述べたように、mystery の設計変数空間では、元の Amazon の推薦関係の影響を受けて、個体の分布に著者の依存が強く現れている．したがって、被験者 D のように同じ著者を好みとして選択するという、元の関連度に沿った評価を行う被験者に対しては、Amazon の推薦



Fig. 4.9 実験参加者 D と F の評価個体の履歴（設計変数空間：mystery）

関係に基づく個体の方が高く評価される傾向がある．すなわち，被験者 D は Amazon で想定されている平均的なユーザモデルと合致した感性モデルを持っていると考えられる．一方で，被験者 F は，元の関連度とは異なる評価を行い，平均とは異なる感性モデルを有していると考えられる．このようなユーザに対しては，提案手法による推薦が有意であると考えられる．

個人の嗜好に応じた探索の検討

設計変数空間において，個人の嗜好によってパーソナライズされた探索が行われるか検証するため，各ユーザの探索履歴から嗜好のランドスケープを取得し，実験参加者間で比較した．また，そのランドスケープが正しくユーザの嗜好を反映しているか，アンケートによって調査した．

Fig. 4.10 は，mystery システムにおける実験参加者 A と実験参加者 B の探索履歴である．空間の第 1 次元，および第 2 次元において，第 1 世代に提示された個体を黒の三角，第 4 世代で提示されたものを白丸でプロットした．実験参加者 A，B の初期個体は同一である．しかし，最終世代においては実験参加者 A は第 1 次元に，実験参加者 B は第 2 次元に対して提示個体が狭い範囲に分布していた．この探索結果について，実験参加者アンケー

Table 4.5 実験参加者毎の評価個体に占める非推薦個体の比率（第 2 世代-第 4 世代）

System	A	B	C	D	E	F
mystery	0.400	0.385	0.118	0.087	0.308	1.000
comic	0.250	0.304	0.389	0.556	0.625	0.714
science	0.412	0.375	0.417	0.538	0.417	0.600

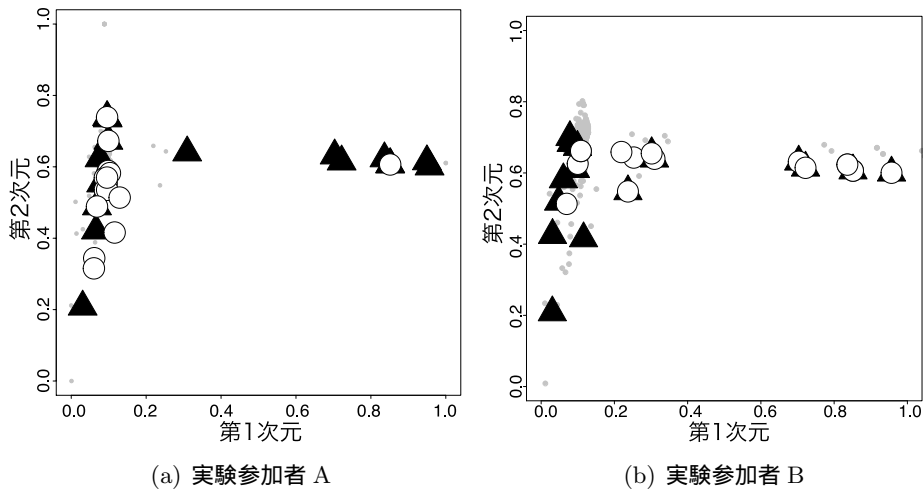


Fig. 4.10 最終世代の分布の比較 (mystery 第1次元-第2次元)

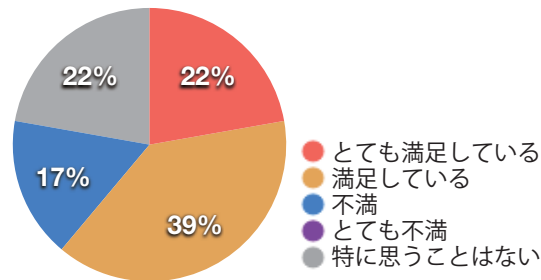


Fig. 4.11 関連度に基づく設計変数空間の自動生成手法の評価実験における満足度アンケートの結果

トの結果，実験参加者 A, B ともに「満足している」と回答した．このことから，生成した設計変数空間上において，実験参加者固有の嗜好のランドスケープを抽出できたものと考えられる．

軸に強く依存したランドスケープは少なかったが，他の実験参加者間においてもそれぞれ異なる探索結果が得られた．Fig. 4.11 は，各実験参加者の空間毎のアンケート結果を総計したものである．「満足している」（「とても満足している」を含む）との回答が全体の半数を超えており，探索の結果が実験参加者の嗜好に沿うものであったと確認できた．なお，不満と答えた実験参加者の意見には「カテゴリに対して馴染みがなかったので判断し難い」といった対象問題そのものに対する不満などがあつた．

以上より，提案手法によって，人間の感性を反映した近傍を持つ設計変数空間が生成できたこと，またその空間において個人の感性モデルを反映した探索が行われたことが示された．

4.3 特徴語による設計変数空間の自動生成と子個体生成手法

4.3.1 概要

前説では、設計変数値の近い個体同士はその表現形に対して人間の感じる類似度が高いことに着目し、個体の表現型同士の関連度を集約することで設計変数空間を自動生成する手法について検証を行った。本節ではこれをさらに拡張し、個体の持つテキスト情報から、個体を表現する設計変数を設定する。

商品推薦や感性検索などの既存の対象問題では、扱うコンテンツに対してその名前や、説明文、タグなどのテキスト情報が与えられているケースが多い。それらから特徴的な語を抽出し、重み付けなどを行うことでそのこのコンテンツ、すなわち個体の設計変数を設定することが考えられる。しかし、各コンテンツにより有する特徴語は異なるため、その数は数百から数万規模となることも考えられ、システムとして現実的ではない。また、異なる特徴語を設計変数と捉える場合、異なる設計変数を持つ個体同士では通常の交叉を適用することができない。

よって本研究では、特徴語同士の関連性を用いて設計変数同士に近傍のある設計変数空間を構築することを提案する。個体の表現型が持つ単語の中から、個体の特徴を示す代表的な特徴語を選択し、またそれに対する重みから各個体の設計編数値を定める。さらに、特徴語同士の関連性を定義しておくことによって、異なる設計変数 (特徴語) を持つ個体同士であっても、それらの設計変数間での交叉を可能とし、子個体生成を行うことができると考えられる。これによって子個体は両親の形質を受け継ぎ、探索を進めることができる。

本章では、まず特徴語同士を結ぶネットワークを構築し、それによる個体の表現について述べる。またこの個体表現における子個体生成手法について提案を行う。提案手法の有効性を検討するために実験を行い、探索の進行について検証を行う。

4.3.2 提案手法

設計変数空間の構築

本稿で用いる特徴語間の関連を表したグラフを設計変数ネットワークと呼ぶ。設計変数ネットワークは単語同士の関連度が、人間の心理的な関連度を反映して定義する必要がある。本研究ではコンテンツに付加された説明文などの文書データに対して TF・IDF 法^{9,68)}による特徴語抽出を行う。TF・IDF 法とは、単語の出現頻度 (Term Frequency: TF) 及び逆文書頻度 (Inverse Document Frequency: IDF) を用いた文書内での単語の重要度を表す指標であり、それぞれ式 (4.1)~(4.3) として表される。

$$tf(i, j) = \frac{n_{i,j}}{\sum_k n_{k,j}} \quad (4.1)$$

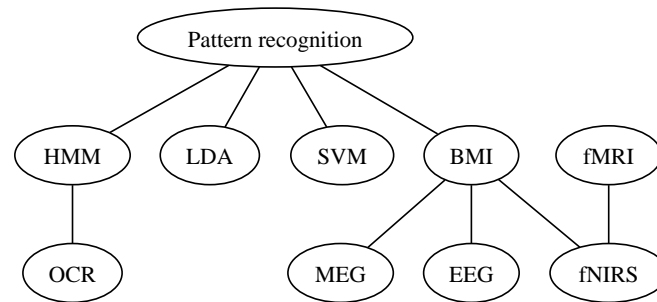


Fig. 4.12 設計変数ネットワークのイメージ

$$idf(i) = 1 + \log_2 \frac{|D|}{|\{d : d \ni t_i\}|} \quad (4.2)$$

$$tfidf = tf \times idf \quad (4.3)$$

$n_{i,j}$ は単語 i の文書 j における出現回数, $|D|$ は総ドキュメント数, $|\{d : d \ni t_i\}|$ は単語 i を含むドキュメント数である. 同一ドキュメント中で頻出な単語は TF 値が高くなり, 多くのドキュメントで用いられている単語は IDF 値が低くなる. 以下に提案手法の手順を示す.

Step1. 対象とするテキストデータ群に対し, TF・IDF を実行し, 特徴語の抽出を行う

Step2. 各個体には, 特徴語とその特徴語の重みを, 設計変数として割り当てる

Step3. 特徴語の共起確率を計算し, 特徴語をノードに, 共起確率をエッジ重みとした設計変数ネットワークを作成する.

Step2 において, いくつの特徴語を割り当てるかは検証が必要である. また, Step3 においては全ての共起確率をエッジとして採用するとエッジ本数が指数的に増加するため, 関連度が高いエッジのみを採用するといった制約が必要となると考えられる. 生成される設計変数ネットワークのイメージとして, Pattern Recognition(パターン認識) と fNIRS(光トポグラフィ) を中心としたネットワークを Fig. 4.12 に示す. たとえば, 'SVM(Support Vector Machine)' と 'fNIRS' は語の持つ意味や属性としては大きく離れているが, 'BMI' などの技術ではパターン認識技術の 1 つとして用いられることもあるため, 関係性を表すことができる. こういった語の関連度を表したシソーラスなどの語彙体系としては学術利用目的で公開されているものや, 様々な自動構築手法が提案されている⁶⁹⁻⁷¹⁾.

設計変数ネットワーク空間における子個体生成手法

設計変数ネットワークに属する設計変数によって構築された空間に位置する個体に対し, 交叉や突然変異を適用する手順について述べる. 交叉では, 生成する子個体に親個体の形

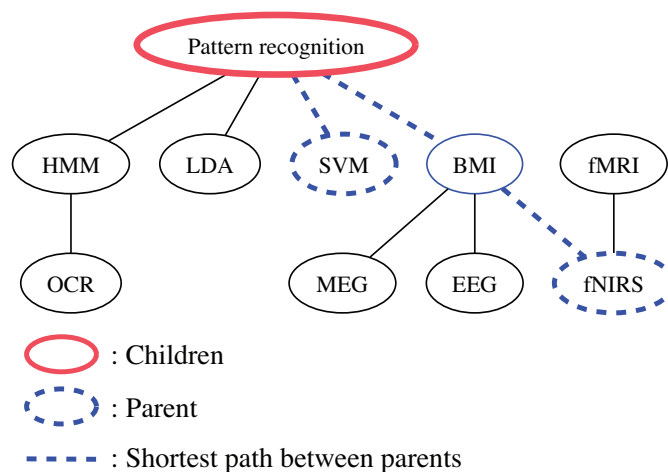


Fig. 4.13 設計変数ネットワークにおける交叉

質を遺伝させることが必要となる。本提案手法では各個体が有する設計変数が異なっているが、その設計変数間の距離は設計変数ネットワークに射影されている。したがって、設計変数ネットワーク上で親個体が持つ設計変数同士をつなぐ最短経路を求め、経路上の特徴語のノードから子個体のもつ特徴語（設計変数）を選択する。Fig. 4.13 に交叉の例を示す。親は設計変数としてそれぞれ‘SVM(重み: 0.4)’、‘fNIRS(重み: 0.7)’を持つ。‘SVM’と‘fNIRS’をつなぐ最短経路を設計変数ネットワーク上での探索すると、この例においては‘SVM’→‘Pattern recognition’→‘BMI’→‘fNIRS’といった経路が抽出される。その経路上からルーレット選択によって子個体の設計変数を決定する。ルーレット選択の重みは、親個体の設計変数の重みとその線形補間により決定する。Fig. 4.13 の場合では親個体の設計変数である SVM が 0.4、fNIRS が 0.7 の重みを持ち、両者の経路上にある Pattern recognition、BMI がそれぞれ親個体を補間する重みとなる 0.5 と 0.6 の値を持つ。これは、特徴語に対する重みの大きい設計変数を優先させて、子個体の設計変数を選択するものになる。また、選択された設計変数の重みは、設計変数を選択した際のルーレット値を、元の親個体の重みの幅に合わせてスケーリングした値となる。

突然変異では、一つの特徴語を別の特徴語に変異させるものとする。この突然変異処理を加えることによって探索領域の偏りを防ぎ、他の領域へ探索範囲を広げることで、ユーザに新たな気づきが誘発されることが期待される。なお、これらの手法により生成された子個体の設計変数は、必ずしも前節の手法によって定められた既存の個体の設計変数と一致するとは限らない。よって、子個体はすべての出現単語で構成されるベクトル空間上のユークリッド距離で最も類似しているコンテンツを提示するものとする。

次節以降、実際に生成した設計変数ネットワークの検証と、推薦コンテンツの傾向を調査する実験の 2 つの実験について述べる。

4.3.3 特徴語による設計変数空間の生成実験

実験概要

本実験の目的は提案手法によって生成された設計変数ネットワークについて検証することである。生成されたネットワークにおいて、ユーザの感性において近いものが隣接するノードとなっているか、また、子個体生成に適切なエッジ数の制約について検討する。

実験データ

本実験ではコンテンツパラメータネットワークを生成するデータセットとして、楽天市場における商品データ（以下、楽天公開データセット）を用いた。データの詳細を Table 4.6 に示す。実験では Table 4.6 に示す商品に付属する商品説明項目の内、商品名、商品説明文、販売方法別説明文、ジャンル ID を用いた。

すべてのデータを同一に扱うと商品のドメインを横断した推薦がされ、結果の評価が難しくなるため、4.2 節同様、書籍のみを対象とした。データ処理方法として、ジャンル ID によって書籍データのみを絞込みを行った後、4.3.2 節で述べた TF・IDF 法による特徴語抽出、および共起確率に基づく設計変数ネットワークの作成を行う。また、エッジの制約について検証するために、以下の 2 種類の設計変数ネットワークを生成した。

- 制限なし
- ノードごとに関連度が高いエッジ 2 本をのみを用いる

実験結果

Fig. 4.14 にエッジに制限のない場合の設計変数ネットワークの概形を示す。20 余りのハブとなるノードがあり、ほとんどのノードがそれらと接続されていることが確認できる。

Table 4.6 楽天公開データセットの詳細情報

属性	値
全登録商品数 [件]	60,123,534
書籍データ登録数 [件]	3,555,750
商品説明項目	商品コード, 商品価格, 商品説明文, 販売方法別説明文, 商品 URL, レビュー件数, レビュー平均, 商品画像 URL, 店舗コード, ジャンル ID, 登録年月日

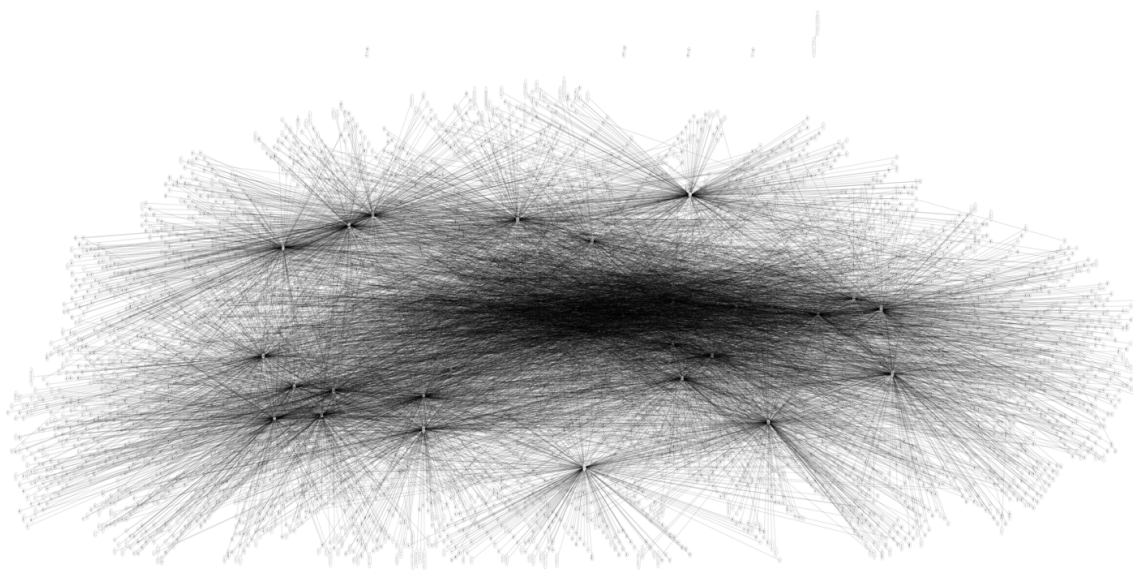


Fig. 4.14 設計変数ネットワーク（制限なし）

エッジ数がノード数の 100 倍近くあり、ハブノードとの接続が主となる緊密に接続したグラフであることが分かる。これは、提案手法による交叉の際に、子個体に設定される設計変数のほとんどがハブノードになってしまうことを示しており、ユーザの個々の感性を反映した最適化が難しい。

Fig. 4.15 にエッジ数が 2 本までの制約を設けて生成した設計変数ネットワークの概形を示す。このネットワークではノード数が 221,970 個、それらをつなぐエッジ数が 437,704 本となり、両者の間に大きな数の差はない。得られたネットワークの特徴として、Fig. 4.14 に比べて疎なネットワークになっており、ハブノード同士の連結も弱まっている。ネットワークの末端にはファンタジー小説などでよくテーマとなる‘魔法’や‘魔女’といった意味的に類似した単語が結びついていることを確認した。また、ハブノードには‘小説’や‘ジャンル’、‘エッセイ’などの末端の単語に比べて語の持つ意味としてシソーラス上で上位の単語が現れていることを確認した。以上の結果を踏まえて、関連する単語同士がそれぞれの持つ上位概念を介して設計変数ネットワーク上で接続されていることを確認した。

解析した商品データの例を Table 4.7 に示す。ここでは設計変数の数を 10 とした。書籍の著者や登場人物などの固有名詞に高い値が与えられているが、‘ファンタジー’などの書籍の内容や傾向を示す単語も抽出されており、商品を表す特徴語として概ね正しく抽出が行われていると言える。

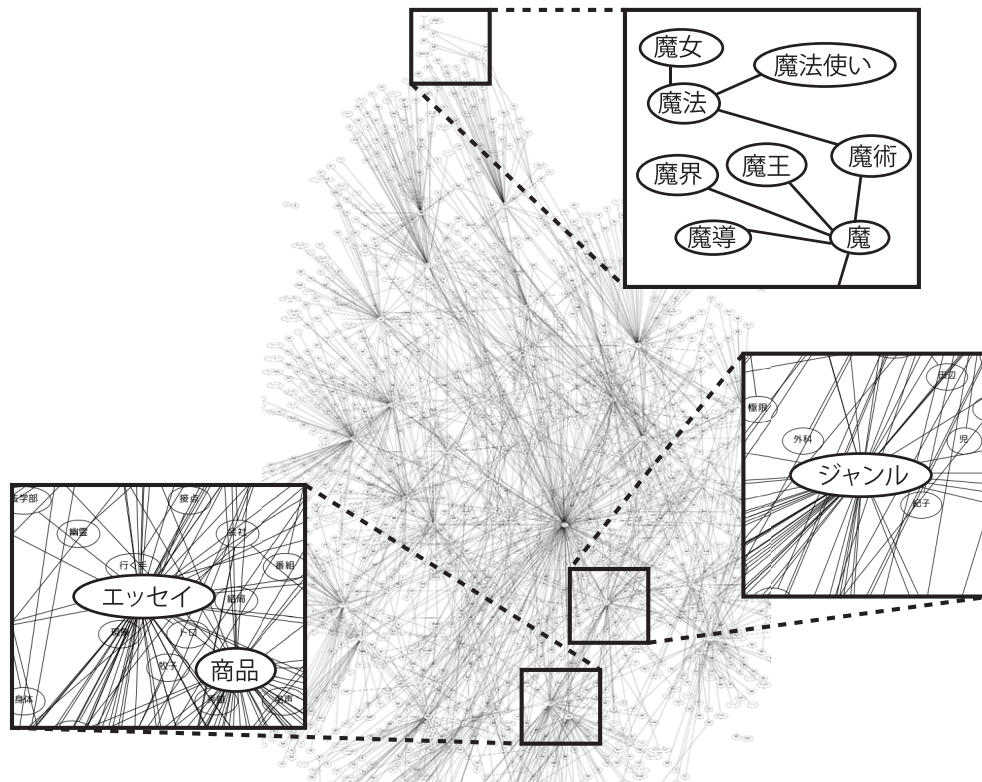


Fig. 4.15 設計変数ネットワーク（関連度の高いエッジ2本のみを使用）

4.3.4 生成された設計変数ネットワーク上における探索の検証実験

実験概要

4.3.3節の実験において生成された設計変数ネットワークを用い、提案する子個体生成手法によりユーザに適切な個体を呈示できることを確認するために被験者実験を行った。実験参加者は22～25歳男女6名である。

Table 4.7 個体に割り当てられた設計変数の例

商品タイトル	パラメータ (TF・IDF 値)
永遠を旅する者	重松 (0.60), 清 (0.42), データロストオデッセイ (0.33), ファンタジー (0.28), シゲマツキヨシ (0.23), 博信 (0.22), バガボンド (0.21), エイジ (0.20), 書き手 (0.20), 雄彦 (0.19)
Freedom (2)	カズマ (0.43), タケル (0.41), 地球 (0.31), ドーム (0.25), エデン (0.23), 古川 (0.22), 耕 (0.21), データフットマークデイズガガガ (0.19), 脚本 (0.19), フューチャーストーリー (0.18)



Fig. 4.16 評価インタフェース（生成された設計変数ネットワーク上における探索の検証実験）

実験システム

実験に用いたシステムのインタフェースを Fig. 4.16 に示す．タブレット PC 画面に複数の書籍のタイトル，カバー写真が表示される．カバー写真は楽天市場¹¹⁾より引用した．実験参加者には提示される書籍の中から興味がある商品の写真を指でタッチをして選択するよう教示を与えた．

Fig. 4.8 に，遺伝的アルゴリズムのパラメータを示す．母集団には 8 個体が所属し，各個体は 10 個のコンテンツパラメータを持つ．ユーザがクリックした商品個体のコンテンツパラメータと 4.3.2 節で述べた交叉を行うことで，次の世代に呈示する子個体群を生成する．なお，これらのパラメータは事前に行った予備実験によって決定した．

Table 4.8 遺伝的アルゴリズムのパラメータ（生成された設計変数ネットワーク上における探索の検証実験）

パラメータ	値
個体数	8
次元数	10
世代数	5
交叉率	1
突然変異率	0



Fig. 4.17 実験参加者の評価個体の履歴



Fig. 4.18 最終世代における推薦結果の例

実験結果

Fig. 4.17にある実験参加者の選択した書籍の画像、タイトル、著者の履歴を、Fig. 4.18に最終世代における推薦商品一覧の例を示す。また、Table 4.9に各世代に置ける子個体(交叉後の設計変数)の例を示した。

Fig. 4.19にこの実験参加者の感性モデル推定の過程における交叉処理で用いられたコンテンツパラメータネットワークの例を示す。この実験参加者は、第一世代では“オカマだけどOLやっています”という書籍と第二世代では“おじさん図鑑”を選択している。これらの持つ特徴である‘オカマ’と‘圭介’を提案システムによって交叉した結果；‘月’や‘エッセイ’；‘小説’といったキーワードが推定され、村上春樹の‘スプートニクの恋人’という書籍が推薦された。それを選択した結果、村上春樹の著作や小説の中でもエッセイのジャンルを持つ商品が推薦される傾向が見られた。

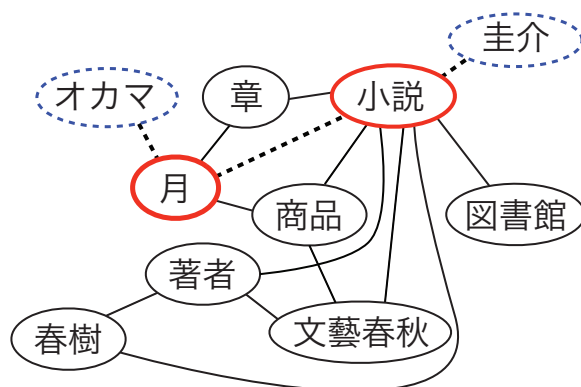


Fig. 4.19 生成されたコンテンツパラメータネットワーク上における交叉の例

考察

感性パラメータの学習システムを組み込むことによって、推薦結果に違いが見られたが、その要因となっている感性パラメータの生成について考察する。本手法による学習は、現在閲覧中のレポートのキーワードと、過去に推定された感性モデルとなるキーワードの両者をつなぐ概念語ネットワーク上の最短経路内に存在する単語の一つに遷移することを指す。提案システムにおいて異なる単語間で交叉を行った場合、ネットワーク上での最短経路をたどり、それらからルーレット選択が行われる。そのため、親個体が本来保持していない単語である‘小説’や‘エッセイ’、‘月’といった異なる商品同士単語を概念上で結ぶような特徴語が生成されており、それらの情報をもとにした推薦が行われた。

Table 4.9 子個体の設計変数

世代	子個体の設計変数（特徴語の重みによってソート済み）
1	小説 (0.61), 小説 (0.56), 小説 (0.30), 小説 (0.24), 佐々木 (0.22), 部 (0.19), gt(0.15), 村上 (0.14), 地下 (0.11), 小説 (0.10)
2	図書館 (0.59), マキ (0.54), 小説 (0.34), 月 (0.26), 時間 (0.22), gt(0.19), 月 (0.14), 小説 (0.13), 情報 (0.11), 商品 (0.11)
3	春樹 (0.61), 小説 (0.56), 春樹 (0.31), gt(0.24), cmISBN(0.21), 月 (0.17), gt(0.14), 単行本 (0.14), nbsp(0.11), 月 (0.10)
4	エッセイ (0.64), 著者 (0.45), 時間 (0.30), 部 (0.27), 室 (0.25), 小説 (0.21), 文筆 (0.18), 小説 (0.14), 商品 (0.12), 小説 (0.12)

4.4 結論

本章では、対話型遺伝的アルゴリズムを既存の対象問題で実装するために、設計変数の定義が課題となることに着目し、空間の自動構築手法について検討した。表現型がすでに複数のユーザによって評価され、それらの解の関連度が取得可能な問題については、その関連度を縮約することで設計変数空間を構築した。また、表現型に対するテキスト情報などが付与されている問題では、特徴語を抽出して設計変数とした。また、設計変数間の関連度を示すネットワークを用いることで、異なる設計変数を持つ個体同士を交叉させる手法について提案を行った。

前者については、既存のユーザの嗜好、感性に関する集合的なリソースを集合嗜好として定義し、これらから個体の関連度を算出する方法を与えることで、関連度の情報を圧縮した個体の分布する空間が生成できることを示した。手法の有効性を示すために、商品推薦システムを模擬したインタフェースを構築し、実験を行った。まず、個体の関連度を Web 上の既存の商品推薦システムから獲得し、書籍の *mystery*, *comic*, *science* のジャンルをそれぞれテーマとした 3 つの設計変数空間を構築した。*mystery*, *comic* の設計変数空間においては著者の値が軸に対して狭い範囲に分布する現象が見られ、*science* では出版社の値に同じ傾向が見られた。これは同一著者やシリーズを重視するユーザの購買活動が反映されているものと考えられ、そのようなユーザに対して対話型遺伝的アルゴリズムが効率的な探索を行えることを示している。しかし、設計変数の次元数を削減するには、適切な次元数の設定が必要であり、低次元化しすぎると著者などの情報が失われることも示された。今後も次元数や縮約手法については、検討が必要である。また、生成された設計変数空間における対話型遺伝的アルゴリズムの推薦結果について検証するため、書籍の商品推薦システムを構築した。システムの実装として対話型遺伝的アルゴリズムを実装し、その設計変数空間として先の実験で生成した空間を適用した。実験結果より、設計変数空間を作るための関連度を取得した元データとの違いを比較し、対話型遺伝的アルゴリズムによるみ探索された結果が実験参加者の評価を受けを確認した。また、探索履歴から実験参加者間での探索傾向の違いから実験参加者固有の感性のランドスケープが取得されていることを確認した。そして、そのランドスケープに基づいて推薦された結果について、アンケート調査で満足と答えたケースは半数を超えることを確認した。

また、設計変数の算出手順として個体間の関連度を用いるのではなく、個体に付与された情報の関連度を求め設計変数とする技術について検証を行った。個体に付与されたテキストデータを処理し、抽出した特徴語に対する重みによって個体の設計変数を決定する。またその設計変数の関連度のネットワークを生成することで、設計変数間の近傍を設定した。これにより異なる設計変数を持つ親個体に対して交叉を適用し、探索を進めることができ

るようになる。手法の有効性について検証するために、公開された商品データを用いて商品推薦システムを模擬した実験システムを構築した。生成した設計変数ネットワーク上で実験参加者に対して行われた推薦履歴から、ユーザの過去選択履歴を考慮した推薦商品が現れることを確認した。

これらの結果より、対話型遺伝的アルゴリズムを既存の対象問題に適用する際に、設計変数を半自動的に定義することが可能となり、開発者側のコストを削減することができる。また、設計変数の近傍を定義し、異なる設計変数間における探索を可能としたことで、異なる対象問題を横断した感性情報の利用の可能性を示した。

第 5 章

脳機能情報を用いた対話型遺伝的アルゴリズムの基礎的検討

5.1 はじめに

近年、ユーザの心拍や発汗状態、体動、血圧といった生体の計測データの利用が進んでいる。従来からある医療・介護分野での利用だけではなく、ユーザの状態を把握し、コンピュータに出力することで一種のインタフェースとして用いる研究も進んでいる。人間の心拍数や発汗の計測データからはその緊張や動揺、リラックスしているかなどの精神状態を推定することが可能であり、また筋電位や眼球運動からはどの程度覚醒しているか、疲労の度合などの情報を得ることができる。これらのデータの中でも特に情報量が多いものが、脳活動の計測データである。EEG(ElectroEncephaloGraphy) や MRI(Magnetic Resonance Imaging) などによりユーザの脳活動を計測し、コンピュータへ出力する技術を BMI(Brain Machine Interface) と呼ぶ。この BMI は介護や福祉などの分野で盛んに研究が進められており、ユーザの脳活動を解析して、ユーザがどのような運動をイメージしているか^{72,73)}、またモニタ上のカーソルをどちらに動かしたいか⁷⁴⁾などを推定し、ユーザの意図通りに外部機器を操作する技術の提供を目指している。2007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⁷⁵⁾など、医療分野に限らず、脳機能情報の利用は広がりを見せている。

脳機能情報は、先にも述べたように他の生体情報と比較して多彩な情報をその信号の中に含んでいる。特に fMRI(functional MRI) による Mind Reading の研究では、脳の視覚野の活動からユーザの視認している内容をデコードしたり³⁴⁾、前頭葉の活動からユーザの意思決定の有無を推定したり³⁵⁾、とユーザの認知的な活動を脳の信号から読み解く研究が多く進められている。本研究では、この fMRI を用いてユーザの脳活動信号から感性情報の抽出と定量化を行い、対話型遺伝的アルゴリズムへ応用することを試みる。実際に MRI

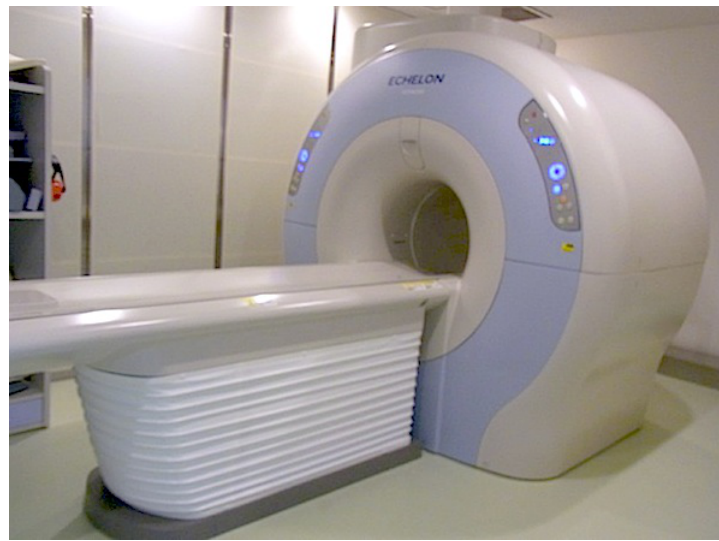


Fig. 5.1 MRI 装置 (Echelon Vega, HITACHI Medical)

装置を用いてユーザの脳活動を計測し、ユーザへの呈示を最適化するシステムの提案を行い、そのシステムにおける要件について検証を行った。

5.2 functional Magnetic Resonance Imaging

5.2.1 fMRI の概要

fMRI²⁵⁾は BOLD 効果⁷⁶⁾に基づき、脳内の血流量変化から脳の神経活動を推定する技術である。計測には Fig. 5.1 に示すような MRI 装置を用い、時系列で撮像を繰り返すことによって、各時点での信号強度の変化量から活動の有無を推定する。Table 5.1 に他の脳機能イメージング装置との比較を示す。非侵襲な脳機能イメージング装置としては fMRI の他、同じく脳血流量変化を測定する fNIRS、脳の神経活動から生じる電位を計測する EEG、生じた電位による磁場の变化を計測する MEG などが挙げられる。それらの中で、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 など多様な研究に用いられている。

5.2.2 MRI の撮像原理

MRI は、強磁場中の水素原子に核磁気共鳴現象を発生させることで、体内の構造を可視化するものである。核磁気共鳴現象では、強磁場中に置かれた原子は特定の周波数の電磁

波を照射されると、共鳴現象によりその電磁波を吸収して励起状態となり、照射が止まる後にエネルギーを放出する。共鳴する電磁波は原子によって異なっており、MRI 装置では人体に多く含まれる水素原子核の共鳴周波数 (42.8MHz/T) を利用する。MRI では装置内において磁場の強弱を変動させており、それにより特定の部位の水素原子の分布や状態を計測することで、体内の組織構造の違いをコントラストの違いとして画像化することができる。

通常の構造画像を得る MRI の撮像では、同じ部位を繰り返し撮像し、それらを重ね合わせることで精密な構造情報を得る。一方、fMRI では短時間の撮像を繰り返し行うことで、各座標の信号値の増減を把握することで、その部位における脳血流量の変化を測定する。詳細については次節にて述べる。

5.2.3 BOLD 効果

fMRI では、BOLD 効果⁷⁶⁾に基づいて、局所的な神経細胞の活動を推定する。人間の血液中には、細胞に酸素を供給する酸素化ヘモグロビン、供給した後の脱酸素化ヘモグロビンが存在する。脳において神経活動が発生するとその部位の血流量が増加し、新たな酸素化ヘモグロビンが供給されることで、脱酸素化ヘモグロビンが局所的に減少する。この脱酸素化ヘモグロビンは常磁性の性質を帯びており、MRI 装置が発生させた強磁場を局所的に乱すものとなる。したがって、ある部位での脱酸素化ヘモグロビンが減少すると、その局所的な磁場が強化され、核磁気共鳴現象によって放出されるエネルギーが増加する。このようにして fMRI では局所的な信号の増減を計測することで、その部位の血流量変化、ひいては脱酸素化ヘモグロビン量の比率の変化を測定し、神経活動の活性の有無を推定している。

Table 5.1 脳機能イメージング手法

装置	計測対象	空間分解能	時間分解能	非侵襲性
fMRI	血流量変化			
fNIRS	血流量変化			
PET	血流量変化		×	×
MEG	脳磁場			
EEG	脳電位	×		

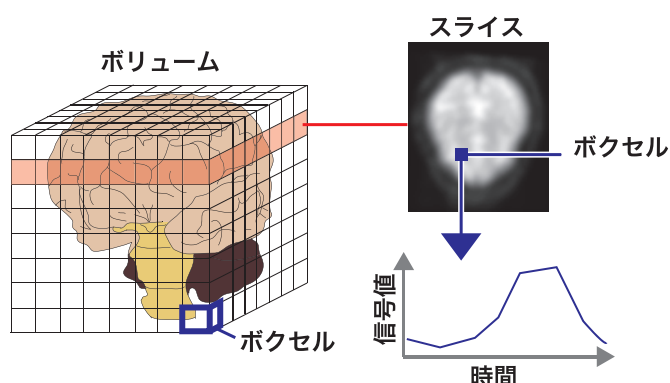


Fig. 5.2 MRI によって出力されるデータの構造

5.2.4 データ構造

MRI 装置から出力されるデータの構造を Fig. 5.2 に示す．1 枚の撮像画像 (Slice) の集まりを Volume と呼ぶ．そして各スライスは，下記のようにボクセルから構成される．ボクセルの持つ輝度が，その部位から得られた MR 信号の強さに相当する．図のようにボクセル毎の MR 信号の強さの変化をみることで，その部位の神経活動を推定する．1 ボリュームの撮像時間は撮像範囲や機器の性能に依存するが，大凡 1 秒から 3 秒程度必要となる．

5.3 生体情報を用いた対話型最適化システムの提案

5.3.1 提案システム

本システムは，脳機能イメージング装置によって計測されたユーザの脳活動のパターンから，感性に基づく評価値を導出し，ユーザに呈示する個体を最適化するものである．Fig. 5.3 に提案するシステムの概要を示す．システムでは，システムインタフェースにより呈示された個体を認知した際のユーザの脳活動を，脳機能イメージング装置によって計測する．この計測データから感性に関連する脳活動のパターンを分析することで個体の評価値を算出し，対話型最適化の探索アルゴリズムにしたがって新たな個体を生成する．このように呈示と計測，探索を繰り返すことで，ユーザの脳活動において表現される感性情報に基づいて呈示の最適化を進めていく．

本研究では脳機能イメージング装置として MRI 装置を用いる．これは，先に述べたように MRI の空間分解能の高さにより脳活動情報について得られる情報量が多く，感性情報のデコーディングに適していると考えられるためである．また，fMRI における感性情報の定量化を行う手法を確立することで，他の脳機能イメージング装置に対しても手法の提案を

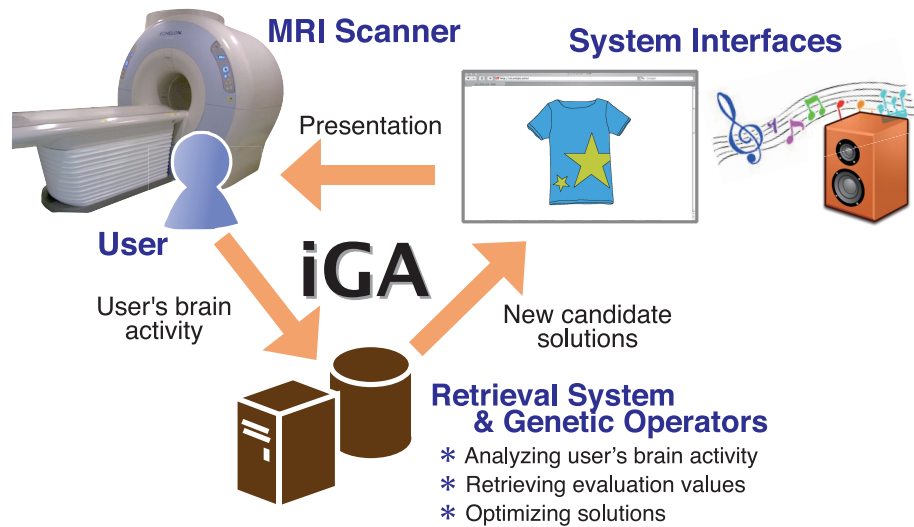


Fig. 5.3 提案システムのイメージ

行うことができると考えられる。

このシステムの要件としては以下が考えられる。

1. 脳活動情報から感性情報に基づくパターンを抽出し、その感性情報の評価値の差を算出できる
2. 感性情報の計測に適した個体の呈示を行う
3. 脳機能情報からの感性情報に基づく評価値の算出手続が、最適解を得るまで有効である

要件1については、最適化における目的関数の評価値として用いるためには、観測された脳活動パターンから感性情報に関連する脳活動を抽出して定量化し、さらにその感性情報を評価値として換算する。感性を構成する要素は多様であり、快不快や喜怒哀楽 (Joy, Anger, Sadness, Relax) などの感情、美的感覚、直観、嗜好などが上げられる。これらのすべての感性を対象として研究を進めることは難しいため、本研究はこれらの中で先の章でも扱った嗜好、人間の好みに基づく選好や購入の意欲に着目する。本研究では特に購買意欲などに関連する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は、Knutson らの Shopping Task を用いた研究が挙げられる²⁹⁾。商品画像を見せた後、購入するか否かを決定するという購買活動をモデル化したタスクを作成し、そのときの実験参加者の脳活動を測定した。実験結果において、購入を決定する前の選好に関連する部位として、側坐核 (NAcc: Neucleus Accumbens) での活性が有意であったことを報告している。また、購入時と非購入時の脳活動について、NAcc, 島 (Insula), 内側

前頭前皮質 (MPFC: Medial PreFrontal Cortex) 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。また、Deppe らは飲料の写真を見せたときの MPFC の活性が、好みのものと非嗜好のもので有意に異なることを示している⁷⁷⁾。また、Sekiguchi らは時計に対する選好について、全脳を対象にロジスティック回帰分析による識別器を作成し、欲しい、欲しくないという 2 値の評価を 80%以上の精度で判別している⁷⁸⁾。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、嗜好のレベルを判定する識別器の構築を目指す。

次に要件 2 については、fMRI の計測対象が血流量変化であることに起因する。fMRI においては、血流量変化の影響を分離するために、ある個体に対する血流量の変動が十分に落ち着いてから、次の個体を呈示する必要がある。しかし、完全に変動の落ち着く時間をとると、呈示の間隔が非常に長くなり、ユーザの評価に悪影響を与えることが懸念される。おって、適切な個体の呈示間隔について検証する必要がある。また、この血流量の分離を考えた場合、一度に呈示される個体数も制約を受ける。現時点では、1 つの計測データから同じ種類の複数の刺激を弁別する手法が存在しないため、1 つずつ解候補を呈示した上で解析を行う必要がある。そして、MRI 装置では計測に磁場を用いるため、磁性体を側に置くことができない。よって、磁性体のモニターやヘッドフォンなどを使用することはできず、ユーザへのシステムインタフェースが一定の制約を受けることに注意が必要である。

要件 3 については、ユーザの状態が変化し易いことに起因する。嗜好のレベルを判定する構築された識別器は、一定期間有効であることが望ましい。しかし、ユーザの状態の変化やその他の要因などによって、識別器の性能が低下する場合が存在する。したがって、識別器が作成された直後、もしくは既に作成されている識別器のキャリブレーションが行われた後、すぐに対話型最適化の計測に入ることが望ましいと考えられる。よって、より高速な識別器の構築手法、もしくは識別器のパラメータ調整手法が必要とされる。また、識別器の性能へ影響を与えるユーザの状態変化については時間経過だけでなく、刺激の種類や要件 2 に関連してユーザへの個体呈示方法も影響すると考えられる。特に本研究において行った嗜好を対象とした予備実験では、繰り返しのセッションにおいてユーザの応答や状態が変化することが確認されており、本論文ではその詳細な検証を行った。

5.4 感性に基づく評価値の定量化に関する基礎実験

5.4.1 実験概要

本実験では、ユーザの感性に基づく評価値を脳活動から定量化するにあたり、与えられた刺激に対する脳活動の経時的な変化について検証を行う。感性情報としては嗜好に着目し、ユーザの嗜好の度合いが異なる画像を複数繰り返し呈示し、脳活動を計測することで、ユー



Fig. 5.4 呈示するアイスクリームの視覚刺激一例

ザの嗜好の度合と脳活動データの間について分析する．評価対象としては，アイスクリームに対する嗜好を用いた．

実験参加者は20代の健常女性1名であり，アイスクリームに対する選好に関するアンケート調査，及びアイスクリームの視覚刺激を呈示した際の脳活動をMRIによって計測した．撮像した脳機能画像を解析し，アイスクリームを呈示された際の実験参加者の脳活動パターンと嗜好のレベルの関連について，統計解析手法とクラス分類手法による分析を行った．

5.4.2 データセット

本実験ではアイスクリームに対する嗜好を感性情報として扱う．これは先行研究で食品が多く用いられていること^{77,79,80}，また，味の種類や色が多様であり，対話型最適化に適用する際の設計変数が定め易い問題であると考えられたためである．MRIでの計測中に，実験参加者が複数のアイスクリームの摂取を行うことは難しい．よって本実験では，アイスクリームの画像や商品名，商品説明を視覚刺激として呈示した．

137種類のアイスクリームの画像，商品名，商品説明はインターネット上から収集し，呈示用に加工を行った．Fig. 5.4にMRI装置内で実験参加者に呈示する視覚刺激画像の一部を示す．画像の解像度はすべて等しい．商品名は取得した画像に示されたアイスクリームの実際の商品名を用いている．商品説明は，商品の特徴を把握できる一部の説明を抜粋した．

MRI実験では，呈示できる刺激数に制限があるため，特に嗜好のレベルの差が存在する刺激を呈示するために，事前に刺激を選ぶためのアンケート調査を行った．Fig. 5.5に，アンケート調査に用いた実験インタフェースを示す．MRIによる脳機能計測の3日前に，実験参加者は各アイスクリームについて，自身の主観に基づく嗜好のレベルを7段階で評価した．このアンケート調査の結果より，高嗜好群として16種類，低嗜好群として16種類を，実験参加者に呈示する刺激として選出した．



Fig. 5.5 嗜好のレベルのアンケート評価インターフェース

5.4.3 実験計画

MRI による脳機能計測は 1 日目, 2 日目, 2 週間後と, 日をあけて行った. それぞれの日に, 2 セッション, 3 セッション, 3 セッションの機能画像の撮像を行っている. 1 セッションは MRI 装置の撮像の単位である.

1 セッションの中で, 視覚刺激に用いる 32 種類のアイスクリームをすべて呈示した. 視覚刺激呈示の手順について, Fig. 5.6 に詳細を示す. アイスクリームは 1 回に 1 種類ずつ呈示される. 7.5 秒間のアイスクリーム画像の刺激呈示 (Presentation) が行われた後, 次の 2.5 秒で実験参加者は呈示されたアイスクリームが欲しいかを回答する (Response). 回答は "YES" か "NO", またはどちらとも判断がつかない場合に "Either" の回答を行うように指示をした. 時間内に回答がなかった場合は, "Either" として扱う. Response 終了後, 刺激によって生じた血流量変化を落ち着かせるために 10 秒のコントロール期間 (Rest) を置く. これを 32 回繰り返し, それを前 30 秒, 後 20 秒の Rest によって挟んだものを 1 セッションとした. 各セッションにおいて呈示する視覚刺激の順序はランダム化した.

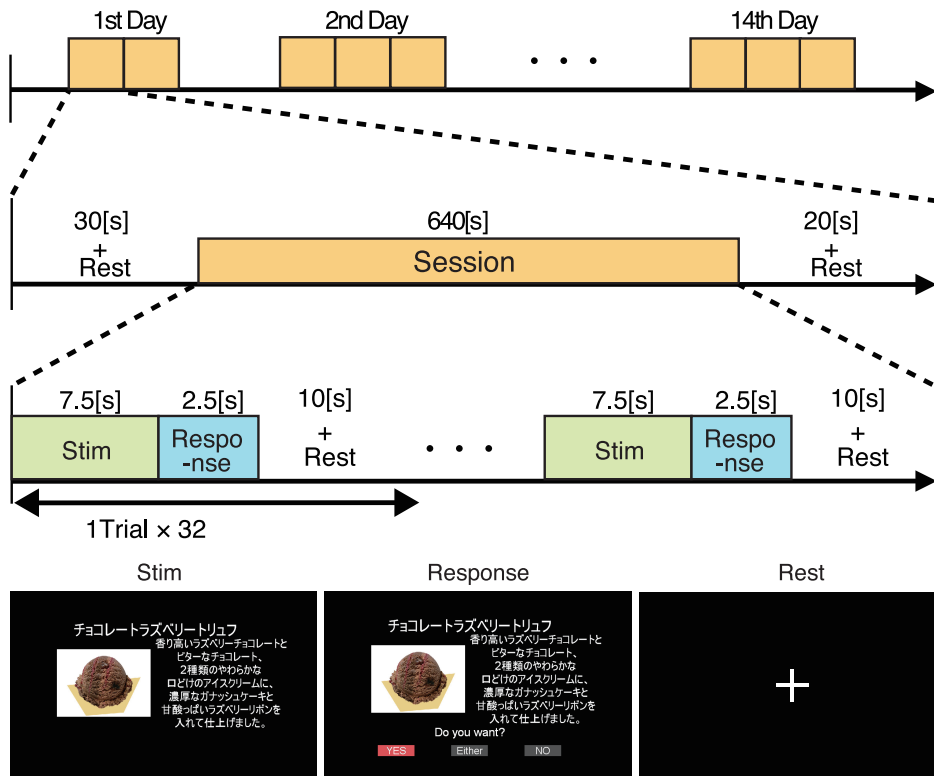


Fig. 5.6 実験デザイン

5.4.4 実験環境

使用したMRI装置 (Fig. 5.1) は, Echelon Vega 1.5T(日立メディコ) である. Fig. 5.7 に実験系の模式図を示す. 実験参加者は, 頭部に計測用のコイルを着用し, MRI装置内に仰向けになる. 実験参加者に呈示する画像を制御するコンピュータはMRI装置との同期をとり, スキャンの開始と合わせてプロジェクタから画像を投影する. プロジェクタから投影された画像は, MRI室の壁の穴を通過し, MRI装置内に横たわった実験参加者の頭部側に設置されたスクリーンに投影される. 実験参加者は頭部計測用コイルに設置された鏡で, スクリーン上の画像を視認する. 実験参加者の利き手にボタンデバイスを配置し, 実験参加者はこのデバイスを用いて Response における回答を行った.

実験では, 機能画像の計測に Gradient-Echo シーケンス, 構造画像の計測に T1 強調シーケンスを用いた. Table 5.2 と Table 5.3 に計測に用いたパラメータを示す.

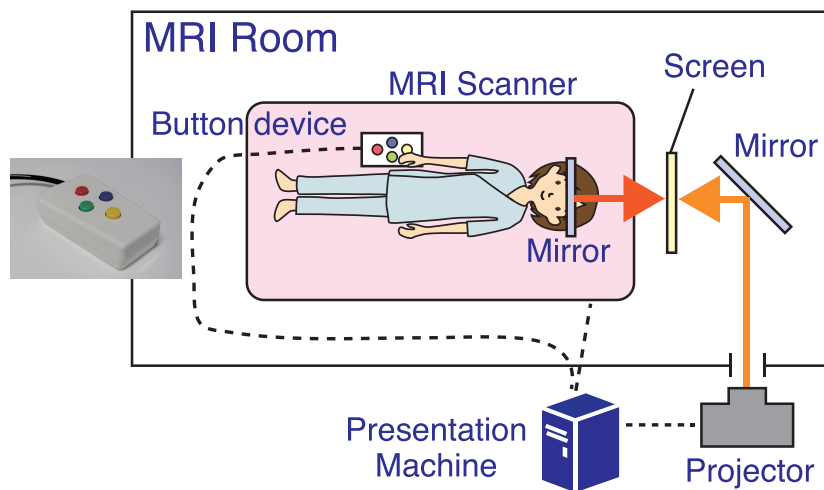


Fig. 5.7 実験環境

5.4.5 データ処理

脳機能画像における空間的前処理

得られた脳機能画像は、統計解析ソフトのSPM8(Statistical Parametric Mapping 8, Wellcome Trust Centre for Neuroimaging)⁸¹⁾を用いて、空間的前処理を行った。体動除去、撮像タイミングの補正を行った後、特定の領域をROI (Region Of Interest) として扱うためにMNIテンプレート画像への正規化を行った。雑音や形態差を埋めるために、FWHM (Full Width at Half Maximum) が8[mm]のガウシアンフィルタを適用し、平滑化している。機械や刺激によらない脳活動の影響を排除するために、カットオフ周期128[s]として低周波の除去を行った。

Table 5.2 スキャンパラメータ (Gradient-Echo シーケンス)

Parameter	Value
TR[ms]	2500
TE[ms]	40
Flip Angle[°]	90
FOV[mm]	270
Matrix Size	64 * 64
Plane	Axial
Mode	Sequential
Slice Number	20
Thickness[mm]	4
Slice Gap[mm]	1

Table 5.3 スキャンパラメータ (T1 強調)

Parameter	Value
TR[mm]	9.4
TE[mm]	4.0
Flip Angle[°]	8
FOV[mm]	256
Matrix Size	256 * 256
Plane	Axial
Slice Number	152
Thickness[mm]	1

高嗜好群および低嗜好群の脳活動の識別

嗜好に関連する脳活動パターンから嗜好のレベルを推定するために、クラス分類手法の1つである Support Vector Machine (SVM) による脳活動パターンの識別を行った。SVM は教師あり学習を行うクラス分類手法であり、クラス間を分ける識別線と各クラスのデータとの距離（マージン）を最大化することによって分類を行う。多次元での識別に強く、識別器を構築する際に必要なパラメータの数が少ないため、画像認識や自然言語処理の分野においてもよく利用されている。Misaki らは視覚野の脳活動から視覚刺激物体のカテゴリを識別する問題について、複数のクラス分類手法の比較を行い、多次元での識別において線形 SVM と LDA (Linear Discriminant Analysis) が有意に優れていることを示した⁸²⁾。したがって、本研究においても線形 SVM をクラス分類手法として用いるものとする。

以下に識別に用いるデータの生成手順を示す。

Step.1 視覚刺激に対する脳活動の特徴量画像の生成と正規化

すべての視覚刺激について、ボクセルごとに特徴量を求める。特徴量の算出には、式 5.1 に示される一般線形モデルを用いた。Y は観測された応答変数、X は計画行列である。この式に基づいて残差 U が最小となるように、未知のパラメータである B が推定される。

$$Y = XB + U \quad (5.1)$$

本実験における Y は MRI によって計測された信号の行列となる。X では、各視覚刺激をベクトルとし、それに血流動態反応関数 (Hemodynamic Response Function: HRF) を畳み込み積分して得られた計画行列を用いる。これらを制限付き最尤法 (REstricted Maximum Likelihood: REML) によって解いたときの B を、残差 U と計画行列の分散、共分散によって割ったものを各視覚刺激の特徴量画像とした。

また、この特徴量画像について、各画像ごとに非 0 となるボクセルすべての平均と分散を求め、正規化を行った。

Step.2 高嗜好群と低嗜好群へのデータ群分け

高嗜好群と低嗜好群の群分けには、Response の回答の結果を用いた。実験参加者が“YES”の回答を行った視覚刺激に対する特徴量画像を高嗜好群のデータとして、“NO”の回答の場合は低嗜好群のデータとして扱う。“Either”の回答については識別に用いなかった。

Step.3 差分画像と ROI による特徴量ボクセルの選択

特徴量の選択は，ROI の範囲において，高嗜好群と低嗜好群の特徴量の差が大きいボクセルから選択する．Step.2 で群分けされたデータにおいてそれぞれの平均画像を求め，両者の差分の絶対値をとった画像を生成した．これに ROI 画像をマスクとして適用し，差分値が最も大きいボクセルから 512 ボクセルを特徴量として選択した．なお，今回使用した ROI は，以下の 2 つである．

WholeBrain 視覚野と運動野に該当する領野を除いた全脳

NIM 側坐核 (NAcc) ，島 (Insula) ，内側前頭前皮質 (MPFC) の 3 部位

WholeBrain における視覚野の排除は，視覚刺激の輝度調整を行っていないために行った．運動野についてはボタン押しによる実験参加者の反応を取得していたために排除した．

NIM で定めた側坐核，島，内側前頭前皮質は，先行研究²⁹⁾によって嗜好に基づく賦活の差が示されているため，ROI として設定した．

Step.4 特徴量ボクセルからのデータ生成

Step.3 で得られた特徴量ボクセルについて，各視覚刺激の特徴量画像から特徴量ベクトルを生成した．

これらのデータを用いて，線形 SVM による識別を行う．SVM のライブラリとして lib-SVM⁸³⁾を用いた．誤識別を許容する C-SVC を使い，識別時のペナルティを定めるコストパラメータ C については， 2^{-5} から 2^{15} の範囲で Leave-one-out により最適な値を探索して用いた．

高嗜好群および低嗜好群の脳活動の差の統計解析

高嗜好群と低嗜好群の群分けは，前節で述べた手順に従う．高嗜好群と低嗜好群の各群ごとに計画行列を形成し，一般線形モデルによる解析を行った．得られた特徴量画像について，ボクセルごとに有意水準 $p < .005$ で t 検定を行った．

5.5 実験結果

5.5.1 嗜好に基づく脳活動パターンの識別

Fig. 5.8 に 1 日目に計測されたデータを用いて識別器を作成し，2 日目，2 週間後のデータの識別を行った結果について示す．1 日目の識別率は，識別器を作成する際のコストパ

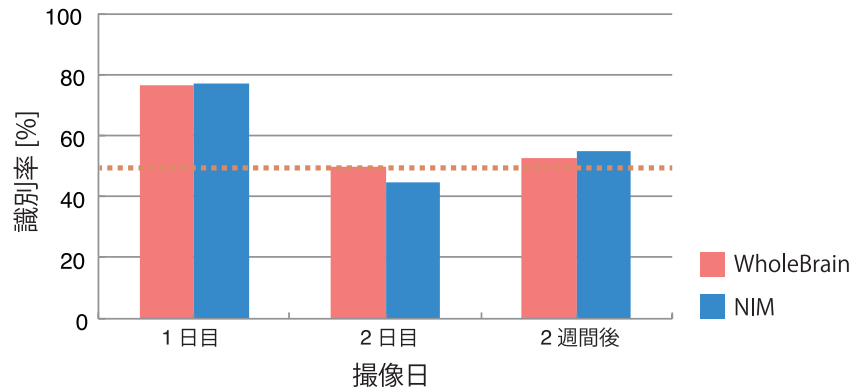


Fig. 5.8 日間の識別率

ラメータ C の最適化において得られた Leave-one-out の識別率である．赤が WholeBrain から特徴量を選択した際の識別率，青が NIM から特徴量を選択した場合の識別率である．50%のチャンスレベルを橙色の点線で示している．識別器を作成した当日は識別率が70%を超えているが，しかし，2日目にはチャンスレベル付近まで識別率が低下している．ROIの違いによる大きな差はなかった．

Fig. 5.9 は，日毎の識別結果を示したものである．第1セッションに計測されたデータを用いて識別器を作成し，第2セッション以降に適用した結果について示す．第1セッションの識別率は Fig. 5.8 同様，Leave-one-out を実行した結果の識別率である．識別器を作成したセッションでは識別率が非常に高く，特に1日目の第1セッションでは9割に近い．しかし，その識別器を異なるセッションに当てはめた際は，ほぼチャンスレベルと変わらない識別率に低下することが確認された．また，第1セッションの識別率は1日目最も高く，2日目，2週間後の第1セッションではそれに比較して10%ほど識別率が低下する減少した．ROI間の識別率の差については，WholeBrainの方が識別率が良いケースがやや多い．特に識別器を作成する第1セッションでは，WholeBrainの方が共通して良かった．

5.5.2 嗜好に基づく脳活動パターンの差

セッション内における高嗜好群と低嗜好群の脳活動の差について， t 検定を行った．Fig. 5.10 にかけて，1日目，2日目，2週間後の各セッションの結果を示す．1日目の第1セッションにおいては，高嗜好と低嗜好時の脳活動には大きな差が確認されたが，第2セッションからは，既にその差が減少している．2日目ではすべてのセッションにおいて，ほとんど脳活動の差が検出されなかった．2週間後の計測時は2日目に比較すると，やや脳活動の差が得られたが，1日目の第1セッションと比較すると微小なものとなった．

先行研究において嗜好のレベルによって賦活が有意に異なるとされる側坐核，島，内側前頭前皮質については，1日目の第1セッションにて内側前頭前皮質，3日目の第1セッ

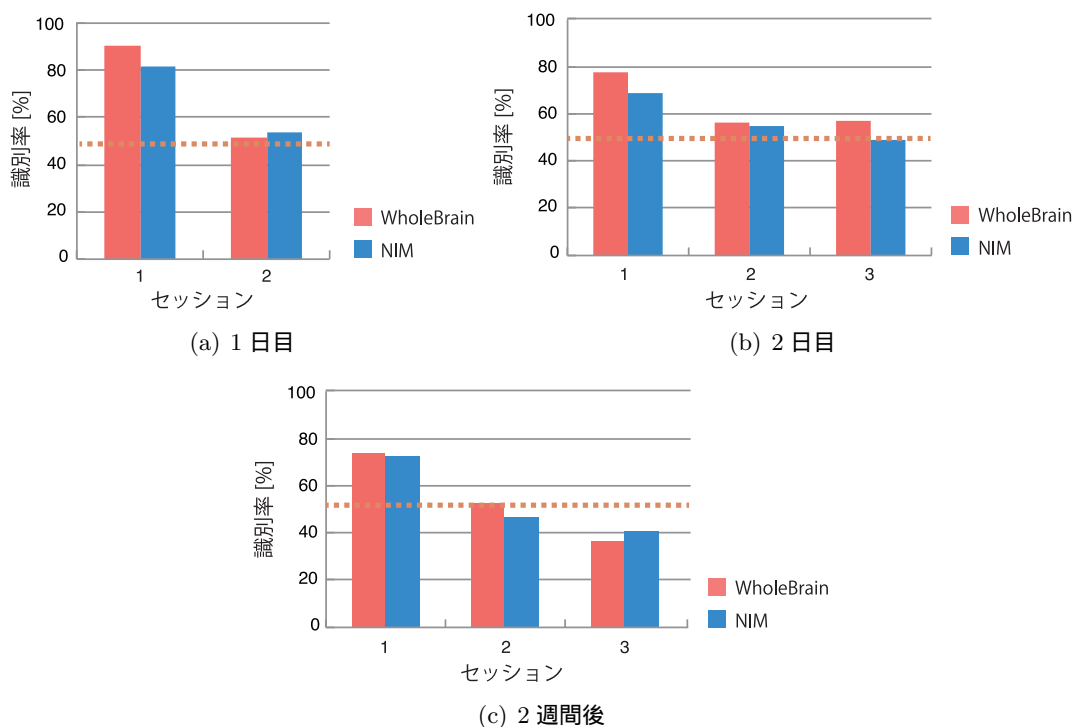


Fig. 5.9 日内におけるセッション間の識別率

セッションにて側坐核に有意差が得られた．鳥についてはいずれも賦活の差を得ることができなかった．

5.6 考察

Fig. 5.10 より嗜好のレベルに基づく賦活の差は，1 日目の第 1 セッションにおいては強く示されたが，その他のセッションでほとんど検出されなかった．原因としては，MRI 装置に長時間入っていることに基づく疲労，同じ呈示を繰り返し用いていること，評価自体への慣れなどが考えられる．MRI 装置における疲労については 2 日目，2 週間後の第 1 セッションに置いても賦活の差が得られなかったことから否定される．同じ呈示を繰り返し用いていること，もしくは評価への慣れが原因と考えた場合，嗜好の評価を行うときの脳の状態に対し，1 日目の第 2 セッション以降は用いている認知機能自体が変化していると考えられる．

Fig. 5.11 に 1 日目，2 日目，2 週間後の個体呈示時の実験参加者の脳活動について示す．2 日目の賦活では，海馬傍回や後部帯状回など，記憶の符号化，検索に関連があるとされる部位が強く活性していた．2 週間後の賦活においても，後部帯状回の活性が得られてい

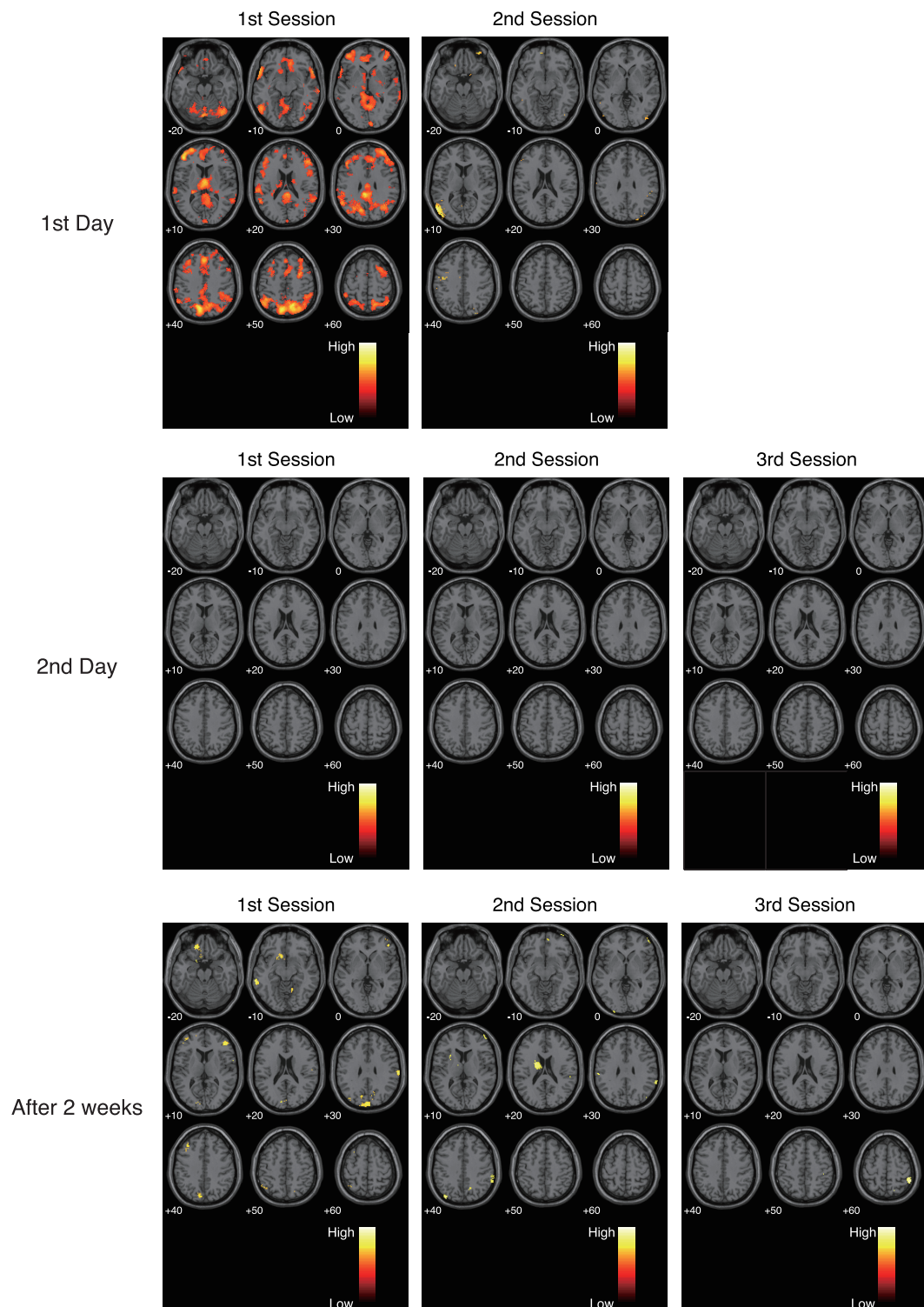


Fig. 5.10 各セッションにおける高嗜好群と低嗜好群の脳活動の差

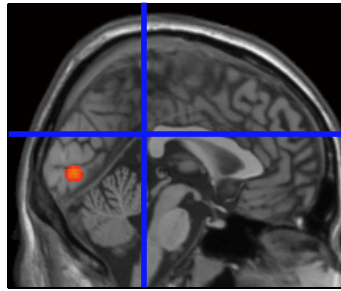
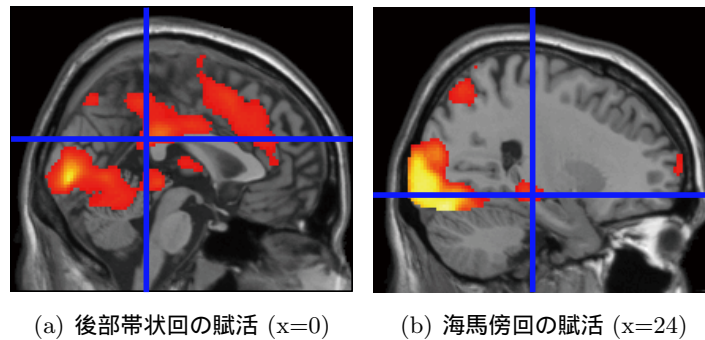
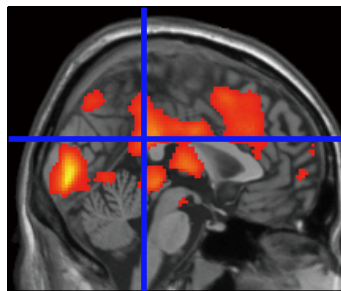
Fig. 5.11 1 日目の刺激呈示時の賦活 ($x=0$)(a) 後部帯状回の賦活 ($x=0$) (b) 海馬傍回の賦活 ($x=24$)

Fig. 5.12 2 日目の刺激呈示時の賦活

Fig. 5.13 2 週間後の刺激呈示時の賦活 ($x=0$)

る。1 日目の賦活ではどちらの活性も得られていないことから、2 日目、2 週間後の評価では記憶が評価に強く影響していると考えられる。実験参加者は同じ環境、同じ目的において同じ対象を繰り返し評価、入力するために、2 回目以降は、以前の回答を思い出して回答する傾向が強くなり、嗜好に基づく活性の差が強く現れなかったものと考えられる。特に今回の呈示には食品の画像だけでなく、食品の名前のラベルも同時に呈示を行っていた。

後部帯状回は感性に紐づいた記憶の検索に強い関係があるとされており⁸⁴⁾、2日目、2週間後ともに強い活性が得られたことから実験参加者の用いた認知機能の変化が推定される。これにより、とくに1日目では第1セッションから構築された識別器が、第2セッションにおいてほぼ機能しなかったものと考えられる。2日目は嗜好のレベルに基づく賦活の差がなく、2週間後においてもセッションごとに賦活の差が得られる部位が変化し、安定していない。

これらの結果から、実験参加者が嗜好に基づく評価する際、特に語のラベルがついている対象においては直近での同じ刺激の評価を避け、記憶に基づく活動をさせないように取り計らう必要があると考えられる。対話型遺伝的アルゴリズムではエリート解の保存を行い、同じ個体を異なる世代で呈示して評価の対象とすることが多い。しかし、脳機能情報を用いて評価を行う場合は繰り返しの呈示は避ける、もしくは2回目以降の呈示は1回目の評価値で補間するなどの改良が必要であると言える。

5.7 結論

本研究では、脳活動に表出する感性情報に基づく情報呈示を行うために、fMRI を用いて脳機能情報の計測を行い、感性情報獲得のための基礎的な検討を行った。感性情報として嗜好に着目し、味覚における嗜好を喚起する刺激としてアイスクリーム画像の呈示を繰り返し行い、ユーザの脳活動を複数の日、複数のセッションにまたがって MRI 装置により計測を行った。実験では、先行研究に示された嗜好に関連する部位である側坐核や島、内側前頭前皮質において嗜好に基づく賦活の差を得ることができたが、すべてのセッションで共通して得ることはできなかった。嗜好に基づく賦活の差は初回の呈示のみ強く得られ、以降のセッションでは差は小さく、記憶に関連する領域の活性が強く得られる結果となった。脳活動のパターンを高嗜好群と低嗜好群に群分けし、線形 SVM による識別を行ったところ、異なる日、異なるセッションに適用した際は識別率がチャンスレベル付近に留まった。また、セッションごとに識別器を構築した際、Leave-one-out で求めた該当セッションでの識別率は 1 日目が最も高かった。これにより、実験参加者に同じ刺激を繰り返し呈示した場合、2 回目以降は過去の評価の記憶を検索するなど異なる認知活動が強く働いていることが推察され、脳活動情報を用いた嗜好のレベルの算出が難しくなることが分かった。

今後は、実験参加者を増やして更なる検証を行う。また、本研究によって得られた知見を基に対話型遺伝的アルゴリズムの改良を行い、実際に脳機能情報を用いた情報呈示を行う。

第 6 章

結論

メールやブログ、プロフィール情報や行動ログなど大量のユーザ情報がオンラインに蓄積され、利用される今日、ユーザ個人の感性情報を反映して情報推薦を行う技術のニーズはますます高まっている。本研究では、ユーザー一人一人の異なる感性をモデル化し、情報呈示に反映する手法について提案し、以下の事項について検証し、結果を示した。

- (1) 人間の感性情報を関数の景観（ランドスケープ）としてモデル化することを提案し、その感性モデルに基づいて呈示する情報を最適化する手法として、対話型最適化手法の利用が可能であることを示した。また、提案した感性モデルの性質について明らかにした。
- (2) 人間の感性のランドスケープに複数の最適点が存在することを示し、それらを同時に探索し、情報呈示に反映させる手法を提案し、その有用性を示した。
- (3) 既存の対象問題において、対話型最適化を用いた情報推薦システムの実装を容易とするために、設計変数空間の半自動的な構築手法を提案し、有用性を検証した。
- (4) 人間の脳活動からの感性情報の抽出と情報呈示への応用を目指し、脳機能計測データからの感性情報定量化における課題を抽出し、検証を行った。

それぞれの成果を総括し、今後の課題について論じる。

(1) 感性情報のモデル化と対話型遺伝的アルゴリズムによる情報推薦

ユーザ個人の感性情報に基づく呈示を行うには、その個人の感性を対象問題の特徴量と関連づけてモデル化する必要がある。本研究では個人の感性情報を、対象問題を表現するパラメータ値の組合せを入力とし、感性的な評価値を出力とした関数の景観（ランドスケープ）によって記述できると仮定し、このモデルに基づいた情報推薦手法として、対話型遺

伝的アルゴリズムによる呈示の最適化を提案した。被験者実験にて、実際に対話型遺伝的アルゴリズムでの探索に適した感性ランドスケープが得られること、また個人によって異なる感性ランドスケープとなることを確認した。また、感性ランドスケープに多峰性が存在することを確認した。

これらの結果より、関数としてユーザの感性情報のモデル化が可能であることを示し、また、そのモデル化手法に基づいた情報推薦技術として、対話型遺伝的アルゴリズムが有用であることを示した。

(2) 多峰性の感性ランドスケープを考慮した対話型遺伝的アルゴリズムの開発

(1)の実験により、感性ランドスケープには多峰性が存在し、人間の感性には複数の最適点が存在することが示された。単峰性のランドスケープの場合は、従来の対話型遺伝的アルゴリズムによる感性ランドスケープの探索も容易であるが、多峰性のランドスケープにおいて複数ある最適点を求める手法は存在しない。

よって本論文では、多峰性の感性ランドスケープの探索に適した子個体生成手法を提案した。提案手法では、ユーザが高く評価した個体をクラスタリングすることで、感性の峰の位置を推定した。そして、その推定された領域内を効率的に探索するために、主成分分析によって個体の分布を解析し、次世代の子個体を生成した。

多峰性の感性ランドスケープを設定した疑似ユーザによる実験では、提案手法が単峰性の探索に優れた従来手法と比較して、より多くの峰を探索することができること、高速に評価を向上させることができることを確認した。被験者実験では多峰性のランドスケープを持つと確認された被験者において、提案手法が従来手法と比較して、より多くの感性の峰を探索できていることが確認された。

この結果より、提案手法がユーザの感性ランドスケープをより正確に抽出し、それに基づいて探索を行えることが示された。

(3) 対話型遺伝的アルゴリズムの導入を容易とするための設計変数空間の自動構築

感性のランドスケープを用いて情報推薦を行うには、ランドスケープを形成するための対象問題の設計変数空間が必須となる。しかし、商品推薦を始めとする多くの既存の問題には、設計変数空間があらかじめ定められていることはない。また、システムの開発者が設計変数を定め、商品個体に設計変数値を割り当てる手作業は、非常にコストがかかる。

よって、設計変数空間の自動生成を行う手法を提案し、対話型遺伝的アルゴリズムの推薦システムへの実装において大きな壁となる実装コストの軽減を図った。本論文では、設計変数空間の自動生成手法として2つのアプローチを用いた。

- 個体間の既存の関係性に基づく設計変数空間の自動生成

- 個体に付与された情報の関係性に基づく設計変数空間の自動生成

前者においては、設計変数空間上において隣接する個体同士は、人間の感性から見て類似度が高いことに着目し、個体間に存在する既存の関連度から設計変数空間を生成した。実験では、実際の商品推薦システムにおける商品間のリンク関係を用いて設計変数空間を構築し、その空間が元の関連度の情報が反映されていることを確認した。また、被験者実験によって生成された空間において対話型遺伝的アルゴリズムによる探索が可能であること、また個人の感性のランドスケープを獲得でき、その満足度が高いことを確認した。これにより、システムの開発者のコストを軽減して、感性ランドスケープの抽出に使用できる設計変数空間の構築が可能であることを示した。

後者においては、個体に付与されたテキスト情報から特徴語を抽出して設計変数とすることで空間を生成する手法を提案した。また、設計変数同士の近傍を定めることによって、異なる設計変数を持つ個体から子個体生成を行う手法を提案した。実験では、人間の感性を反映した設計変数の近傍が構築されていることを確認し、その近傍情報を用いた被験者実験によって、その設計変数空間において適切な推薦が行われることを確認した。これにより、個体群を同じ設計変数で示せないような対象問題においても、個人の感性に基づく情報推薦が可能であることを示した。

(4) 脳機能情報からの感性情報定量化のための基礎的検討

個人の感性モデルに基づく情報呈示の最適化においては、その感性モデルに内在する様々な因子を抽出することでさらにユーザの感性にフィットした情報呈示を行える可能性がある。本研究では、fMRIを用いてユーザ個人の持つ多様な感性情報を定量化し、情報呈示に応用することを目指し、感性情報の定量化における課題について検証した。

被験者実験では、食品に対する嗜好を対象として画像呈示時の被験者の脳活動を計測し、アンケートを基に定めた高嗜好群と低嗜好群に対する脳活動の差について検証を行った。実験では、実験開始時における高嗜好と低嗜好の脳活動の差は確認されたものの、中盤から後半に渡り、記憶に関連する部位が活発化するなど、脳活動が変化する傾向が見られた。この結果より、感性情報、特に嗜好を定量化するにあたっては、過去に呈示した情報に対する記憶の影響などを考慮する必要性が示された。

ユーザの主観的な情報が大量に蓄積され、それら进行处理する計算力も増大している現代において、感性情報の利用は今後も拡大していくことは疑いようがない。感性情報を含めることでユーザに対する情報呈示はより正確でかつ満足度を向上させるものとなり、多くのシステムやサービスにおいて、ユーザの選択や意思決定を助けることとなる。そこで得ら

れた情報がさらにシステムが推定するユーザのモデルの精度を向上させるとともに、ユーザ自身の視界を拡げ、己の主観性に対する理解や意識を深めていくことが期待される。本論文で得られた成果が、その一助となることを強く願う。

謝 辞

本研究の遂行には多くの方々のご協力を頂きました。支えてくださった皆様に、深く感謝の意を表します。また、本論文の一部の成果は、独立行政法人 日本学術振興会の支援を受けましたことをここに記します。

同志社大学 理工学部 三木光範教授，生命医科学部 廣安知之教授には，学部から博士課程にかけて多大なるご指導を頂きましたこと，心より感謝いたします。三木先生の研究者としての活動的で堅実な姿勢と，教育者としての寛容で親しみのある姿勢は，私の中の研究者像に大きな影響を与えました。この知的システムデザイン研究室に所属し，三木先生が作られてきた研究室の伝統である研究を含めて何事にも意欲的である学生たちと共に過ごしたことが，私が博士課程を目指す要因になりました。また，廣安先生には，医療情報システム研究室に受け入れて頂きましたこと，誠にありがとうございました。廣安先生のご指導があったからこそ，生体情報を使うという新しい分野へと研究を進めることができました。新分野の研究は刺激に溢れる一方，全てが手探りで不安や分からないことばかりでしたが，曲がりなりにも進めていくことができたのは，いかなる研究テーマにも物怖じせず，挑み続ける廣安先生の研究姿勢をこの研究室で学ぶことができたからだと思います。研究室の博士課程として廣安先生がご期待下さった全てには応えることができなかった不肖の身ですが，最後までご指導下さいましたこと，本当に感謝しております。ありがとうございました。理工学部 下原勝憲教授には，大変お忙しい中副査をお引受け下さり，誠に感謝いたします。

医療情報システム研究室にて大変お世話になりました生命医科学部 横内久猛先生，山本詩子助教に深く感謝いたします。横内先生には研究内容に関するご助言だけでなく，研究者としての姿勢についてご教示頂いたり，技術的な援助についてご支援頂いたり，広く深いご協力を頂くことができました。山本先生には年が近いということもあり，研究以外のことで色々ご助言を頂きました。本校に着任したばかりでご自身も新しい環境に慣れるのに大変であったところを何かと助けて頂きましたことに申し訳なさを感じつつも，本当に心より感謝しております。

本研究の遂行にあたり，青山学院大学 松村冬子助教には，多大なるご助言とご助力を頂

きました。また、博士課程の先輩であった松村さんを通して、私は学外の様々な研究者やイベントに参加する機会を得ることができました。人工知能学会の学生編集委員にも誘って頂き、多くの著名な研究者の方々にインタビューしたり、学会のセッションを企画、運営したりすることができたことは、私にとって非常に貴重な経験となりました。本当にありがとうございました。

電気通信大学 吉見真聡助教には、研究室の助教として、またその後は研究者の先輩として、大変お世話になりました。視野の狭い私に、柔軟な発想で色々な気付きを与えてくださったことは、本当に私の助けとなっております。金沢星稜大学 佐々木康成准教授には、研究の実施について多大な助言を頂きました。今このように人を対象とした実験を行うことができるのは、佐々木先生の根気強いご指導があったからこそと思います。また、アシスタントとして参加した佐々木先生の講義では、教育や研究について大変多くのことを学ぶことができました。室蘭工業大学 渡邊真也准教授、関西大学 花田良子助教、龍谷大学 小野景子先生には本論文の作成にあたり、多大な助言を頂きました。私の非常につたない研究の報告にも関わらず、的確なご助言を頂きましたこと、本当に心より感謝しております。ありがとうございました。

本研究の遂行にあたり、知的システムデザイン研究室、医療情報システム研究室の皆様には多大なるご協力を頂きました。博士課程の先輩である筑波大学 中尾昌広先生には、研究に対する姿勢など多くのことを学ばせて頂きました。日立製作所 小林祐介さん、米田有佑さん、株式会社野村総合研究所 宮地正大さんには、同じ研究グループのメンバとして研究にご協力を頂くとともに、不甲斐ない先輩を支えてくださったこと、本当にありがとうございました。そして、MRIの研究グループを共に立ち上げた医療情報システム研究室 大村歩さん、大正富山医薬品株式会社 臼井智美さんに、深く感謝の意を示します。右も左も分からないところからのスタートでしたが、二人の頑張りのおかげで研究グループとしての形をつくることができました。

最後に、ここに名前を挙げきれない多くの先輩、後輩の協力と支えによって、本研究が遂行できたことをここに改めて御礼申し上げます。そして、長い学生生活を温かく見守り、支えてくれた両親と妹に深い感謝の意を表します。本当にありがとうございました。

研究業績

1. 学術論文

1. 田中美里, 廣安知之, 三木光範, 佐々木康成, 吉見真聡, 横内久猛, “対話型遺伝的アルゴリズムにおける表現型空間の自動生成手法の提案”, 日本知能情報フレンジイ学会論文誌「知能と情報」, Vol. 22, No. 6, pp.720–732, 2010
2. Misato Tanaka, Masahiro Miyaji, Utako Yamamoto, Tomoyuki Hiroyasu and Mitsunori Miki, “Interactive Recommender System to Estimate Personal User ’s Kansei Model”, International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSE), Vol. 5, No. 11, pp. 904-913, 2013
3. Misato Tanaka, Yasunari Sasaki, Mitsunori Miki and Tomoyuki Hiroyasu, “Crossover Method for Interactive Genetic Algorithms to Estimate Multimodal Preferences”, Applied Computational Intelligence and Soft Computing (ACISC), Vol. 2013, No. 302573, pp. 1-16, 2013

2. 国際会議

4. Tomoyuki Hiroyasu, Misato Tanaka, Fuyuko Ito and Mitsunori Miki, “Discussion on a Crossover Method using Probabilistic Model for interactive Genetic Algorithm”, Joint 4th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 9th International Symposium on advanced Intelligent Systems, Kobe, Japan, 2008, Sep.
5. Misato Tanaka, Tomoyuki Hiroyasu, Mitsunori Miki and Hisatake Yokouchi, “Extraction of Design Variables using Collaborative Filtering for interactive Genetic Algorithms”, IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Jeju, Korea, 2009, Aug.
6. Misato Tanaka, Tomoyuki Hiroyasu, Mitsunori Miki, Yasunari Sasaki, Masato Yoshimi and Hisatake Yokouchi, “Automatic Generation Method to derive for

the design variable spaces for interactive Genetic Algorithms”, IEEE World Congress on Computational Intelligence, Barcelona, Spain, 2010, Jul.

7. Tomoyuki Hiroyasu, Yusuke Kobayashi, Yasunari Sasaki, Misato Tanaka, Mitsunori Miki and Masato Yoshimi, “Discussion of Evaluation Methods for Multiobjective Interactive Genetic Algorithm”, World Automation Congress, Kobe, Japan, 2010, Sep.
8. Misato Tanaka, T. Hiroyasu, Mitsunori Miki, Masato Yoshimi, Yasunari Sasaki and Hisatake Yokouchi, “Discussion of the crossover method of interactive Genetic Algorithm for extracting multiple peaks on Kansei landscape”, The Soft Computing and Intelligent Systems & The Advanced Intelligent Systems, 2012, Nov.
9. Tomoyuki Hiroyasu, Shogo Obuchi, Misato Tanaka and Utako Yamamoto, “Analysis of Brain Areas Activated While Using Strategies to Improve the Working Memory Capacity”, The 2013 International Conference on Brain and Health Informatics, Gunma, Japan, 2013, Nov.
10. Utako Yamamoto, Ayumi Omura, Misato Tanaka and Tomoyuki Hiroyasu, “The Effect of the Pleasantness Level of Pictures upon Cerebral Activity using fMRI”, The 2013 International Conference on Brain and Health Informatics, Gunma, Japan, 2013, Nov.

2. 国際会議 (ポスター発表)

11. Misato Tanaka, Tomoyuki Hiroyasu, Mitsunori Miki, Yasunari Sasaki, Masato Yoshimi and Hisatake Yokouchi, “Extraction and usage of Kansei meta-data in interactive Genetic Algorithm”, 9th World Congress on Structural and Multidisciplinary optimization, Shizuoka, Japan, 2011, Jun.
12. Akane Kimura, Arika Fukushima, Misato Tanaka, Mizuho Tanaka, Tomoko Wakamura, Utako Yamamoto and Tomoyuki Hiroyasu, “Impact of sustained attention on different between visual and auditory stimuli”, Neuroscience2013, San Diego, USA, 2013, Nov.
13. Natsuko Onishi, Misato Tanaka, Arika Fukushima, Mizuho Tanaka, Tomoko Wakamura, Utako Yamamoto and Tomoyuki Hiroyasu, “Discussion of brain functional on the effects of color temperature on sustained attention using

functional near-infrared spectroscopy”, NeuroScience2013, San Diego, USA, 2013, Nov.

3. 国内学会 (口頭発表)

14. 田中美里, 廣安知之, 三木光範, “条件に基づく認可を実現するシングルサインオンシステム”, 情報処理学会第 70 回全国大会, 東京, 2008 年 3 月
15. 田中美里, 伊藤冬子, 廣安知之, 三木光範, “対話型遺伝的アルゴリズムにおける確率モデル構築による子個体生成の検討”, 人工知能学会第 22 回全国大会, 北海道, 2008 年 6 月
16. 田中美里, 廣安知之, 三木光範, 横内久猛, “協調フィルタリングを用いた対話型遺伝的アルゴリズムのための設計変数の抽出”, 情報処理学会第 72 回数理解モデル化と問題解決研究会, 大阪, 2008 年 12 月
17. 田中美里, 廣安知之, 三木光範, 横内久猛, “商品推薦のための対話型遺伝的アルゴリズムの設計変数の導出”, 人工知能学会第 10 回 AI 若手の集い, 静岡, 2009 年 6 月
18. 廣安知之, 松村冬子, 田中美里, 佐々木康成, 三木光範, 横内久猛, “対話型遺伝的アルゴリズムによる嗜好抽出”, けいはんな情報通信研究フェア 2009, 京都, 2009 年 11 月
19. 小林祐介, 廣安知之, 佐々木康成, 田中美里, 三木光範, 横内久猛, “多目的対話型遺伝的アルゴリズムにおける評価部の検討”, 情報処理学会第 76 回数理解モデル化と問題解決・第 19 回バイオ情報学合同研究会, 東京, 2009 年 12 月
20. 米田有佑, 田中美里, 廣安知之, 佐々木康成, 三木光範, 横内久猛, “対話型遺伝的アルゴリズムのインタフェースにおけるボタン配置が評価に与える影響の検討”, 情報処理学会第 136 回ヒューマンコンピュータインタラクション研究会, 京都, 2010 年 1 月
21. 田中美里, 廣安知之, 三木光範, 吉見真聡, 横内久猛, “多視点の思考を向上させるインタラクティブな情報提示の検討”, 人工知能学会第 11 回 AI 若手の集い, 岐阜, 2010 年 5 月
22. 田中美里, “fMRI による脳機能計測と脳活動データの処理”, 広域分散ファイルシステムを用いた医用画像保存システムの構築ミニシンポジウム, 北海道, 2011 年 9 月

23. 田中美里, 廣安知之, 三木光範, 吉見真聡, 佐々木康成, 横内久猛, “クラスタリングと主成分分析を用いた対話型遺伝的アルゴリズムによる感性モデルの推定”, 人工知能学会第 26 回全国大会, 山口, 2012 年 6 月
24. 田中美里, 山本詩子, 三木光範, 廣安知之, “リアルタイム fMRI による対話型最適化システムの検討”, 第 27 回人工知能学会全国大会, 富山, 2013 年 6 月
25. 山本詩子, 大村歩, 田中美里, 廣安知之, “快の度合が異なる画像に対する脳の活性領域と度合の検討”, 第 41 回日本磁気共鳴医学会大会, 徳島, 2013 年 9 月

4. 国内学会 (ポスター発表)

26. 田中美里, 廣安知之, 三木光範, 吉見真聡, 佐々木康成, 横内久猛, “対話型遺伝的アルゴリズムにおける設計変数間の依存関係に基づく交叉手法の基礎”, 人工知能学会第 5 回進化計算フロンティア研究会, 北海道, 2010 年 10 月
27. 小林祐介, 廣安知之, 田中美里, 佐々木康成, 三木光範, “多目的対話型遺伝的アルゴリズムを利用した人の嗜好軸の抽出”, 進化計算学会進化計算シンポジウム 2010, 福岡, 2010 年 12 月
28. 田中美里, 廣安知之, 三木光範, 佐々木康成, 吉見真聡, 横内久猛, “クラスタリングと主成分分析を用いた対話型遺伝的アルゴリズムの交叉手法の検討”, 進化計算学会進化計算シンポジウム 2010, 福岡, 2010 年 12 月
29. 米田有佑, 田中美里, 廣安知之, 佐々木康成, 吉見真聡, “視線追跡を用いた対話型遺伝的アルゴリズムにおけるユーザの興味偏向の検証”, 進化計算学会進化計算シンポジウム 2010, 福岡, 2010 年 12 月
30. 田中美里, 山里真由, 廣安知之, 三木光範, 吉見真聡, 横内久猛, “ユーザの非選好情報に基づいて探索空間の削減を行う対話型遺伝的アルゴリズムの検討”, 第 2 回進化計算学会研究会・第 8 回進化計算フロンティア研究会合同研究会資料集, 大阪, 2012 年 3 月
31. 田中美里, 廣安知之, 三木光範, 横内久猛, “fMRI による生体情報を用いた対話型遺伝的アルゴリズムの検討”, 進化計算シンポジウム 2012, 長野県, 2012 年 12 月

5. 紀要

32. 宮地正大, 田中美里, 山本詩子, 廣安知之, 三木光範, 横内久猛 “個人の感性モデルを推定する商品推薦システム”, 同志社大学理工学研究報告, Vol. 54, No. 3, 2013 年 10 月

6. その他の学外活動

33. 田中美里，“感性情報に対するリアルタイム f-MRI の取り組みについて”，日立メディコ ECHELON ユーザーズミーティング，大阪，2013 年 5 月（招待講演）

以 上

参考文献

- [1] 総務省編. 情報通信白書平成 25 年度版, 2013.
- [2] B Sarwar, G Karypis, J Konstan, and J Riedl. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. *The 10th international conference on World Wide Web*, pp. 285–295, 2001.
- [3] B Sarwar, G Karypis, J Konstan, and J Riedl. Analysis of recommendation algorithms for e-commerce. *The 2nd ACM conference on Electronic commerce (EC'00)*, 2000.
- [4] G Linden, B Smith, and J York. Amazon.com recommendations: item-to-item collaborative filtering. *IEEE Internet Computing*, Vol. 7, No. 1, pp. 76–80, 2003.
- [5] X Su and T M Khoshgoftaar. A Survey of Collaborative Filtering Techniques. *Advances in Artificial Intelligence*, Vol. 2009, No. Section 3, pp. 1–19, 2009.
- [6] E Schwarzkopf and D Heckmann. Mining the structure of tag spaces for user modeling. In *The UM 2007 workshop on Data Mining for User Modeling (DMUM07)*, pp. 63–75, 2007.
- [7] Z Yun and F Boqin. Tag-based user modeling using formal concept analysis. In *The 8th IEEE International Conference on Computer and Information Technology*, pp. 485–490. IEEE, 2008.
- [8] F Ricci, L Rokach, B Shapira, and P B Kantor. *Recommender Systems Handbook*. Springer, 2011.
- [9] M J Pazzani and D Billsus. Content-Based Recommendation Systems. In *The Adaptive Web*, pp. 325–341. Springer-Verlag, 2007.
- [10] Inc. Amazon.com. Amazon.com. <http://www.amazon.com/>.

- [11] 楽天. 楽天市場. <http://www.rakuten.com/>.
- [12] 新村出 (編). 広辞苑. 岩波書店, 第五版, 1998.
- [13] 筑波大学感性認知脳科学研究プロジェクト (編). 感性認知脳科学への招待. 筑波大学出版会, 2013.
- [14] 篠原昭, 清水義雄, 坂本博 (編). 感性工学への招待 –感性から暮らしを考える–. 森北出版, 1996.
- [15] A Harada. Introduction. *The 6th Asian Design International Conference*, Vol. 1, p. 1, 2003.
- [16] 井口征士. 感性情報処理が目指すもの (<特別論説> 情報処理最前線). *情報処理*, Vol. 35, No. 9, pp. 792–798, 1994.
- [17] 多田和彦, 三石大, 佐々木淳, 船生豊. 媒介変数により個人の嗜好を反映可能なレシピ検索システムの構築と評価. *電子情報通信学会論文誌*, Vol. J82-D-II, No. 4, pp. 677–684, 1999.
- [18] 杉原太郎, 森本一成, 黒川隆夫. ユーザの心理的距離を考慮した音楽感性検索システムの開発. Technical report, 電子情報通信学会, 2003.
- [19] M Nagamachi. Kansei engineering as a powerful consumer-oriented technology for product development. *Applied ergonomics*, Vol. 33, No. 3, pp. 289–94, 2002.
- [20] M Nagamachi. Kansei Engineering: A new ergonomic consumer-oriented technology for product development. *International Journal of Industrial Ergonomics*, Vol. 15, No. 1, pp. 3–11, 1995.
- [21] R Hirata, M Nagamachi, and S Ishihara. Satisfying Emotional Needs of the Beer Consumer through Kansei Engineering Study. In *Quality Management and Organisational Development Conference*, 2004.
- [22] 長町三生. 感性工学の考え方と化粧品開発への応用. *Fragrance Journal*, Vol. 29, No. 4, pp. 19–24, 2001.
- [23] 市坪誠, 小松考二, 長町三生. 感性工学によるアーチ橋デザイン評価に関する基礎的研究. *環境情報科学論文集*, Vol. 12, pp. 185–190, 1998.

- [24] 井口征士, 小林重順, 長田典子, 猪田克美, 田辺新一, 中村敏枝. 感性情報処理. ヒューマンコミュニケーション工学シリーズ. オーム社, 1994.
- [25] S A Huettel Huettel, A W Song, and G McCarthy. *Functional Magnetic Resonance Imaging*. Sinauer Associates Inc, 2nd edition, 2009.
- [26] D O Hebb. *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*. Psychology Press, parental adviso edition, 2012.
- [27] 小澤滯司, 福田康一郎. 標準生理学. 医学書院, 第七版, 2009.
- [28] Mohammed R Milad and Gregory J Quirk. Neurons in medial prefrontal cortex signal memory for fear extinction. *Nature*, Vol. 420, No. 11, pp. 70–74, 2002.
- [29] B Knutson, S Rick, G E Wimmer, D Prelec, and G Loewenstein. Neural predictors of purchases. *Neuron*, Vol. 53, No. 1, pp. 147–156, 2007.
- [30] E Fehr and C F Camerer. Social neuroeconomics: the neural circuitry of social preferences. *Trends in cognitive sciences*, Vol. 11, No. 10, pp. 419–27, 2007.
- [31] J R Millán, F Renkens, J Mouriño, and W Gerstner. Noninvasive Brain-Actuated Control of a Mobile Robot by Human EEG. *IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING*, Vol. 51, No. 6, pp. 1026–1033, 2004.
- [32] K Vogeley, P Bussfeld, A Newen, S Herrmann, F Happé, P Falkai, W Maier, N J Shah, G R Fink, and K Zilles. Mind reading: neural mechanisms of theory of mind and self-perspective. *NeuroImage*, Vol. 14, No. 1 Pt 1, pp. 170–181, 2001.
- [33] K A Norman, S M Polyn, G J Detre, and J V Haxby. Beyond mind-reading: multi-voxel pattern analysis of fMRI data. *Trends in cognitive sciences*, Vol. 10, No. 9, pp. 424–430, 2006.
- [34] Y Miyawaki, H Uchida, O Yamashita, M Sato, Y Morito, H C Tanabe, N Sadato, and Y Kamitani. Visual image reconstruction from human brain activity using a combination of multiscale local image decoders. *Neuron*, Vol. 60, No. 5, pp. 915–929, 2008.
- [35] C S Soon, M Brass, H J Heinze, and J D Haynes. Unconscious determinants of free decisions in the human brain. *Nature Neuroscience*, Vol. 11, No. 5, pp. 543–5, 2008.

- [36] M D Fairchild. *Color Appearance Models*. Chichester, UK: Wiley-IS&T, 2nd edition, 2005.
- [37] 財団法人日本色彩研究所. 色彩ワンポイント. 日本規格協会, 1993.
- [38] J H Holland. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. The University of Michigan Press, 1975.
- [39] D Lawrence. *The Handbook of Genetic Algorithms*. Van Nostrand Reinhold, 1991.
- [40] D E Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley Professional, 1989.
- [41] H Takagi. Interactive evolutionary computation: fusion of the capabilities of EC optimization and human evaluation. *IEEE*, Vol. 89, No. 9, pp. 1275–1296, 2001.
- [42] H Takagi. Interactive GA for System Optimization: Problems and Solution. In *4th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing*, pp. 1440–1444, Aachen, Germany, 1996.
- [43] H Takagi and M Ohsaki. Interactive Evolutionary Computation-Based Hearing Aid Fitting. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 11, No. 3, pp. 414–427, 2007.
- [44] 青木研, 高木英行. 対話型 GA による 3 次元 CG ライティング支援. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J81-D-2, No. 7, pp. 1601–1608, 1998.
- [45] M Sugahara, M Miki, and T Hiroyasu. Design of Japanese Kimono using Interactive Genetic Algorithm. In *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, pp. 185–190. IEEE, 2008.
- [46] A Amamiya, M Miki, and T Hiroyasu. Interactive Genetic Algorithm using Initial Individuals Produced by Support Vector Machine. *The Science and Engineering Review of Doshisha University*, Vol. 50, No. 1, pp. 34–45, 2009.
- [47] H S Kim and S B Cho. Application of interactive genetic algorithm to fashion design. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 13, No. 6, pp. 635–644, 2000.
- [48] 三木光範, 織田博子, 菅原麻衣子, 和氣早苗, 森下千春, 廣安知之. 対話型遺伝的アルゴリズムを用いたサイン音系列生成システム. ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol. 10, No. 2, pp. 243–251, 2008.

- [49] 重順小林, 日本カラーデザイン研究所. カラーシステム. 講談社, 1999.
- [50] 菅原麻衣子, 三木光範, 廣安知之. 好みのカラーイメージに基づく初期個体を生成させる対話型遺伝的アルゴリズム. 人工知能学会全国大会論文集, 第 22 巻, pp. 2B1-02. 同志社大学, 2008.
- [51] M Ohsaki, H Takagi, and T Ingu. Methods to Reduce the Human Burden of Interactive Evolutionary Computation. In *Asian Fuzzy System Symposium (AFSS '98)*, pp. 495-500, 1998.
- [52] M Newman and M Girvan. Finding and evaluating community structure in networks. *Physical Review*, Vol. E 69, No. 2, pp. 1-15, 2004.
- [53] I Derényi, G Palla, and T Vicsek. Clique percolation in random networks. *Physical Review Letter*, Vol. 94, p. 160202, 2005.
- [54] R Tibshirani, G Walther, and T Hastie. Estimating the number of clusters in a data set via the gap statistic. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, Vol. 63, No. 2, pp. 411-423, 2001.
- [55] J Handl and J Knowles. Multiobjective clustering with automatic determination of the number of clusters. Technical Report TR-COMPSYSBIO-2004-02, UMIST, Manchester, UK, 2004.
- [56] P J Rousseeuw. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, Vol. 20, pp. 53-65, 1987.
- [57] A Hotho, A Maedche, and S Staab. Ontology-based Text Document Clustering. *KÜNSTLICHE INTELLIGENZ*, Vol. 4, pp. 1-13, 2002.
- [58] J A Hartigan and M A Wong. Algorithm AS 136: A K-Means Clustering Algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, Vol. 28, No. 1, pp. 100-108, 1979.
- [59] T Velmurugan and T Santhanam. Computational Complexity between K-Means and K-Medoids Clustering Algorithms for Normal and Uniform Distributions of Data Poin. *Computer Science*, Vol. 6, No. 3, pp. 363-368, 2010.
- [60] I T Jolliffe. *Principal component analysis*. Springer, 2nd edition, 2002.

- [61] T Hiroyasu, M Miki, M Sano, H Shimosaka, S Tsutsui, and J Dongarra. Distributed Probabilistic Model-Building Genetic Algorithm. In *GECCO*, Vol. 2723 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 1015–1028. Springer, 2003.
- [62] M Takahashi and H Kita. A crossover operator using independent component analysis for real-coded genetic algorithms. In *The 2001 Congress on Evolutionary Computation*, Vol. 1, pp. 643–649. IEEE, 2001.
- [63] J L Eshelman and J D Schaffer. Real-Coded Genetic Algorithms and Interval-Schemata. *Foundations of Genetic Algorithms*, Vol. 2, pp. 187–202, 1993.
- [64] H Takagi. Paired comparison-based Interactive Differential Evolution. *2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC)*, pp. 475–480, 2009.
- [65] 経済産業省商務情報政策局情報経済課. 平成 24 年度我が国情報経済社会における基盤整備 (電子商取引に関する市場調査) 報告書, 2013.
- [66] J B Tenenbaum, Silva V, and J C Langford. A Global Geometric Framework for Nonlinear Dimensionality Reduction. *Science*, Vol. 290, No. 5500, pp. 2319–2323, 2000.
- [67] T Hiroyasu, N Yamakawa, F Ito, M Miki, and Y Sasaki. 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.
- [68] G Salton, A Wong, and C S Yang. A vector space model for automatic indexing. *Communications of the ACM*, Vol. 18, No. 11, pp. 613–620, 1975.
- [69] A Fujii, T Tokunaga, and H Tanaka. A Hybrid Approach for Measuring Word Similarity. *IEICE technical report. Natural language understanding and models of communication*, Vol. 97, No. 69, pp. 53–58, 1997.
- [70] H Watabe and T Kawaoka. The degree of association between concepts using the chain of concepts. In *2001 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 2, pp. 877–881. IEEE, 2001.
- [71] 加藤誠, 大島裕明, 小山聡. 共起に基づく web からの類似関係のブートストラップ抽出. *日本データベース学会論文誌*, Vol. 8, No. 1, pp. 11–16, 2009.

- [72] G Pfurtscheller, C Brunner, A Schlogl, and F H Lopes. Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks. *NeuroImage*, Vol. 31, pp. 153–159, 2006.
- [73] G Pfurtscheller and F H Lopes. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization : basic principles. *Clinical Neurophysiology*, Vol. 110, pp. 1842–1857, 1999.
- [74] D J McFarland, W A Sarnacki, and J R Wolpaw. Electroencephalographic (EEG) control of three-dimensional movement. *Neural Engineering*, Vol. 7, No. 3, pp. 1–21, 2011.
- [75] NeuroSky. Mindset. "<http://www.neurosky.com/products/mindset.aspx>".
- [76] S Ogawa, T M Lee, A R Kay, and D W Tank. Brain magnetic resonance imaging with contrast dependent on blood oxygenation. *The National Academy of Sciences of the United States of America*, Vol. 87, No. 24, pp. 9868–9872, 1990.
- [77] M Deppe, W Schwindt, H Kugel, H Plassman, and P Kenning. Nonlinear responses within the medial prefrontal cortex reveal when specific implicit information influences economic decision making. *Neuroimaging*, Vol. 15, pp. 171–182, 2005.
- [78] T Sekiguchi and H Kawabata. Evaluation of Watch Design Using Multivariate Pattern Analysis of Brain Activity (in Japanese). *IEICE TRANSACTIONS D*, Vol. J94-D, No. 6, pp. 1017–1024, 2011.
- [79] S M McClure, Li J, Tomlin D, K S Cypert, L M Montague, and P R Montague. Neural correlates of behavioral preference for culturally familiar drinks. *Neuron*, Vol. 44, pp. 379–387, 2004.
- [80] M P Paulus and L R Frank. Ventromedial prefrontal cortex activation is critical for preference judgments. *Neuroreport*, Vol. 14, pp. 1311–1315, 2003.
- [81] W D Penny, K J Friston, Ashburner J T, Kiebel S J, and Nichols T E. *Statistical Parametric Mapping: The Analysis of Functional Brain Images*. Academic Press, 1st edition, 2006.
- [82] M Misaki, Y Kim, P A Bandettini, and N Kriegeskorte. Comparison of multivariate classifiers and response normalizations for pattern-information fMRI. *NeuroImage*, Vol. 53, No. 1, pp. 103–18, 2010.

-
- [83] C C Chang and C J Lin. LIBSVM. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, Vol. 2, No. 3, pp. 1–27, 2011.
- [84] R J Maddock, A S Garrett, and M H Buonocore. Posterior cingulate cortex activation by emotional words: fMRI evidence from a valence decision task. *Human brain mapping*, Vol. 18, No. 1, pp. 30–41, 2003.