

Interactive Recommender System to Estimate Personal User's Kansei Models

Masahiro MIYAJI^{*}, Misato TANAKA^{*}, Utako YAMAMOTO^{**}, Tomoyuki HIROYASU^{**},
Mitsunori MIKI^{***} and Hisatake YOKOUCHI^{**}

(Received June 27, 2013)

In this paper, we proposed a recommendation method using user's personal Kansei model, which was estimated by interactive Genetic Algorithm (iGA). When processing contents, this method extracts words which are representing the contents, and assigns these extracted words as content parameters. Then, this method constructs a contents parameter network in which the distance between nodes is defined by the similarities between them. By searching on a design variables space based on the contents parameter network, iGA estimates a user's Kansei model and recommends contents which are considered to be suitable for the user. In the experiment, the products recommended to a subject using the proposed method had the keywords which were similar to the characteristic of the products that he or she had already selected. This result indicated that the proposed method executed the searches properly, and obtained the contents which fitted his or her Kansei model.

Key words : recommender system, Kansei model, interactive genetic algorithm

キーワード : 推薦システム, 感性モデル, 対話型遺伝的アルゴリズム

個人の感性モデルを推定する商品推薦システム

宮地 正大, 田中美里, 山本 詩子, 廣安 知之, 三木 光範, 横内 久猛

1. はじめに

情報化技術の発展により, Web 上に膨大な量の情報が溢れている. これらの大規模なデータから情報を閲覧するユーザが求めるコンテンツを的確に得ることは難しい. そのため, 一部のオンラインショッ

ピングサイトやニュースサイトなどではユーザ個別に推薦内容を変化させるパーソナライズされた推薦システムが組み込まれている^{1, 2)}. 推薦システムは大きく分けて協調フィルタリングと内容ベースフィルタリングの二つに分類される. 前者はユーザ全体

^{*} Graduate school of Engineering, Doshisha University, Kyoto

Telephone: +81-774-65-6130, Fax: +81-774-65-6780, E-mail: {mmiyaji, mtanaka}@mis.doshisha.ac.jp

^{**} Department of Life and Medical Sciences, Doshisha University, Kyoto

Telephone: +81-774-65-6932, Fax: +81-774-65-6780, E-mail: {utako, tomo, hyokouchi}@mis.doshisha.ac.jp,

^{***} Department of Science and Engineering, Doshisha University, Kyoto

Telephone: +81-774-65-6930, Fax: +81-774-65-6796, E-mail: mmiki@mail.doshisha.ac.jp

の行動履歴を用いてコンテンツ間の関連度を求めることで推薦コンテンツを決定する手法である。他のユーザとの好みの類似性を基本としたアルゴリズムであるため、ユーザが未知の商品が推薦される場合がある³⁾。後者は対象となるコンテンツに含まれるメタ情報(著者・出版社・内容など)を特徴ベクトルとして保存することで、ユーザの好みとするコンテンツを予測する手法である⁴⁾。大規模なシステムでは主に、前者の協調フィルタリングが用いられている。しかし、手法の特徴として大規模なユーザの中から対象ユーザと類似する嗜好を持つパターンを識別する手法であるため、個人に合わせて推薦内容を変化させることは難しい。

推薦システムのパーソナライズ手法の一つとして個人の感性をモデル化することで利用者個別の嗜好に合わせた推薦が可能であると考えられており、様々な研究が行われている。このモデル化に関して、ユーザの性別・年齢・好みとする商品のジャンルなどを入力あるいは推定することで、ユーザの性質(プリファレンス)に基づく推薦手法などが用いられている⁵⁾。しかし、このモデル化手法では予め決められた項目のみしか扱うことができず、多様なユーザの好みに対応できない。

本研究では、コンテンツの特徴ベクトルを設計変数とした対話型遺伝的アルゴリズム⁶⁾の要素を取り入れることで、ユーザの感性に沿った推薦システムを構築する。例えば、異なる二種類のドメインに興味のあるユーザに対して、それぞれの特徴に類似する推薦を行うのではなく、それらの持つ特徴同士から感覚(感性)的に連想される中間の概念からも推薦することで、利用者に新しい気づきを与えるシステムの構築を目指す。

従来の遺伝的アルゴリズムを用いた推薦手法では、コンテンツの持つ特徴量すべてを設計変数とし、それらの重みをユーザの行動履歴から遺伝的操作により最適化することで、ユーザの求めるパラメータを推定する手法を用いている^{7, 8)}。しかしこの手法では、設計変数の数が膨大になるため、解探索の精度

が悪化することが考えられる。その理由として、この設計変数空間上では異なる設計変数同士には互いに関連の定義がなされていないために遺伝的操作を行うことができず、すべての特徴量を別次元として扱う必要があるからである。単純にコンテンツの持つ特徴量ベクトルの要素を部分的に入れ替える交叉手法も考案されているが、親子個体の持つ特徴量をそのまま受け継ぐため、近傍の探索が十分に行われていない⁸⁾。そのため、推薦結果として親個体に類似したコンテンツは現れるが、親同士を概念上で結ぶような推薦結果を得ることは難しい。

そこで本研究では、コンテンツパラメータネットワークという単語間に関連を持たせたグラフ関係の特徴語の近傍定義とすることで、異なる次元間での遺伝的操作を可能とする手法を提案する。これにより、親個体の持つ特徴量から新たに類似する概念を生成した上で推薦を行うため、多様かつ感性的な繋がりを持つコンテンツの提示が期待される。

提案推薦システムの有用性を検証するため、対象問題としてオンラインショッピングサイトの書籍商品情報を用いたシミュレーション実験を行った。

2. 推薦システム

2.1 協調フィルタリング

多数のユーザの中から行動履歴の類似したユーザを抽出することで、そのユーザの参照したコンテンツを推薦し合うユーザベース方式や、類似したコンテンツを上記の手法で抽出するアイテムベース方式がある。他のユーザとの好みの類似性を基本としたアルゴリズムであるため、ユーザが未知の商品が推薦される場合がある。協調フィルタリングは推薦・予測にコンテンツ自体の先験情報が必要ないため手軽に導入が可能であり、多分野のコンテンツが入り交じるシステムでの利用が可能である。しかし、システムの条件としてすべてのコンテンツをユーザが評価する必要があるため、ユーザが多数いることが必要となる。そのため、誰も評価していないコンテンツは推薦される可能性が低くなり、推薦されるコン

テンツが集中する問題点もある。大規模なシステムに導入されることが多く、Google や Amazon など で用いられている^{1), 2)}。

2.2 内容ベースフィルタリング

ユーザの行動履歴とコンテンツに含まれる著者・出版社・内容などのメタ情報を特徴ベクトルとしてマッチングさせる手法である。推薦システムがユーザ評価を必要としないため、全コンテンツを公平に推薦対象とすることができ、小規模なシステムへの導入が可能である。単純にコンテンツが持つ情報を含む別の類似コンテンツを推薦する手法では、提示されるコンテンツが偏る問題がある。そのため、類似する概念を含むコンテンツを提示するファジィ手法を用いる場合がある⁹⁾。

2.3 推薦システムにおける個人化手法の先行研究

ユーザ個人の感性をモデリングする手法として前述の内容ベースフィルタリングが有用であると考えられる⁴⁾。ユーザの嗜好に応じてパーソナライズされた推薦を行うためには、ユーザの嗜好を表す感性モデルを何らかの方法で学習・予測する必要がある¹⁰⁾。代表的な手法としては、確率推論に基づく手法であるベイジアンネットワーク¹¹⁾や隠れマルコフモデル¹²⁾、ユーザの求める要素のパラメータを推定・最適化する手法である対話型遺伝的アルゴリズムなどが挙げられる。

3. 感性モデルと対話型遺伝的アルゴリズム

3.1 感性モデル

本研究では、感性モデルと呼ぶ人間の持つ心理的な好みのモデルを個々が持ち、関数で表すことが可能であることを仮定している。この関数のパラメータを感性パラメータ、関数の景観を感性ランドスケープと呼ぶこととする。この仮定において、感性モデルの最大値となる点に対応したコンテンツが最もユーザの好みの度合いが高いコンテンツであるとする。Fig. 1 に示す T シャツの設計問題における例を用いて説明する。T シャツは色及び形の 2 つのコンテンツパ

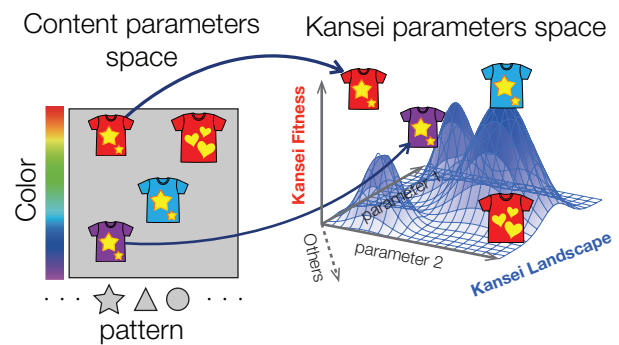


Fig. 1. An example of a Kansei landscape.

ラメータで定義できるとする。一般にユーザは感性パラメータ及び感性ランドスケープの全体を把握していない。感性パラメータ空間を、コンテンツパラメータ空間に射影することが出来れば、コンテンツパラメータ空間上に感性ランドスケープを描くことが可能となり、感性ランドスケープ上の最大値に対応したコンテンツパラメータ値を推定することで、好みの T シャツを決定可能となる。

一方で、コンテンツパラメータ値に対する感性モデルの値（関数値）は、感性に由来するものである。そのため、感性を評価する手法が必要であり、本研究では対話型遺伝的アルゴリズムを利用する。

3.2 対話型遺伝的アルゴリズム

対話型遺伝的アルゴリズム (interactive Genetic Algorithm: iGA) は、多点探索の最適化アルゴリズムである遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) をベースとした対話型最適化手法である。人間の感性のモデルを設計変数空間のランドスケープ (勾配) として捉え、その空間における最良点、もしくは最良域を探索する。Fig. 2 に対話型遺伝的アルゴリズムの概要を示す。

iGA を実装したシステムは、ユーザに対して多数の候補解を提示し、ユーザは感性や好みに基づいてそれらを評価し、その評価値を用いてシステムは遺伝的操作を適用する。遺伝的操作によってユーザが高い評価を与えた個体の形質を受け継いだ子個体を生成し、その個体をユーザに再提示する。これらの操作を繰り返すことで、集団全体をユーザの好むも

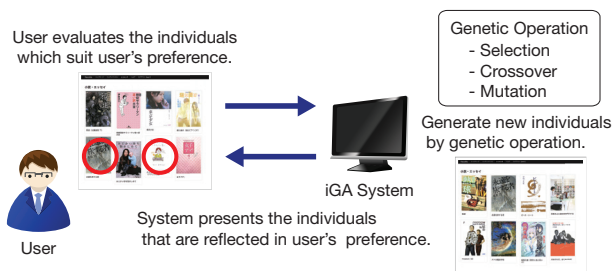


Fig. 2. An outline of Interactive genetic algorithm system.

のへと変化させる。

iGA は感性による評価を必要とするアプリケーションに利用されている。例えば、3DCG のライティングデザイン¹³⁾や補聴器フィッティングの設計¹⁴⁾、T シャツのデザイン支援^{15, 16)}、浴衣のデザイン設計¹⁷⁾といった対象問題に適用され、成果を上げている。

iGA では、他の最適化問題と同様に最適化の対象とする候補解を設計変数として表現する。例えば、服飾デザイン支援システムであればデザインする服の形状や色、装飾などが設計変数として定義され、各解はその設計変数のベクトルによって構成される。最適化を行う遺伝的操作のフェーズでは、さらにこの設計変数を 01 のビット列や遺伝子の型と実数値などの染色体に修正して用いる。

まず、試行の最初に、染色体を多数含む母集団を初期化する。そして、この染色体一つ一つに対してユーザが評価を行う。評価値の高い染色体を親個体として選択し、情報を組み替える交叉を与えることで、より高い評価が期待される子個体を生成する。また、探索途中に局所解に陥ることを防ぐために確率的に突然変異を行う。これらの選択、交叉、突然変異を一連の流れを 1 世代の操作とする。何世代か繰り返すことで、徐々に評価の高い集団へと進化させていく。

3.3 感性ランドスケープ最適点を求める際の問題点

3.1 節では、感性モデルを T シャツの例で説明した。この例では、空間における近傍の定義は容易である。一方で、一般的なコンテンツにおけるパラメー

タの次元数は大きく、特に本研究における対象問題である本では、商品の説明文中に含まれる単語を設計変数にした場合、すべての商品説明文中に含まれる単語の種類であるため数万規模となる。これらのパラメータのすべての次元を取り扱うことは現実的ではなく、削減する必要がある。また、削減された空間において、iGA を活用する場合、どのような遺伝的操作を行えばよいかの定義が必要である。

4. 提案システム

4.1 概要

本章では iGA に基づく提案推薦システムについて述べる。iGA により、ユーザの感性パラメータを予測することで、ユーザの感性に近い推薦を行うことを目標としている。提案手法の流れを以下に示す。

1. コンテンツを特徴ベクトルとなる単語列に分解
2. ユーザ履歴から複数の感性パラメータ候補を生成
3. 感性パラメータ候補に類似するコンテンツの提示
4. 手順 2,3 を繰り返す

手順 1 はシステム導入前に行うデータ処理フェーズ、2,3 は実際に利用者とシステムが対話する最適化フェーズである。

データ処理フェーズは、コンテンツのタイトルおよび画像がユーザに推薦コンテンツとして提示されるため、提示されたすべてのコンテンツの詳細情報を閲覧せずにユーザに評価してもらうことは難しい。そのため、提案手法では提示されたコンテンツタイトルの中からユーザが次に遷移・閲覧したコンテンツを、遺伝的操作における評価とする。コンテンツの特徴ベクトルの定義には先行研究で多く用いられている手法と同様に、コンテンツに付加されている説明文に出現する単語を特徴ベクトルとし、重み付けは TF・IDF 法を用いる^{4, 18)}。本研究においては、それらの組み合わせ及びパラメータをユーザの感性パラメータの候補とする。しかし出現単語数が膨大な数になることから、解探索に悪影響を及ぼすこと

が予想される．そのため，膨大な量の設計変数を扱いやすい形に変形することで，解探索の性能を向上させる研究が行われている．その手法として，設計変数を主成分分析により，別の主成分へと写像することで次元数を削減する手法¹⁹⁾や，初期個体の生成時に予め SVM によるユーザ嗜好の学習を行わせることで個体の収束を早める手法²⁰⁾などが考案されている．

本研究では，設計変数間に重みとは異なる関連度を定義することで，別次元同士の設計変数での遺伝的操作を可能とする手法を用いる．それにより，遺伝子として全種類の設計変数を保持する必要がなくなる．コンテンツに含まれる単語間の関係性を数値で表すコンテンツパラメータネットワークを作成し，それらの組み合わせ及びパラメータを最適化対象とする．

4.2 コンテンツパラメータネットワーク

本稿で用いる単語間の関連を表したグラフをコンテンツパラメータネットワークと呼ぶ．コンテンツパラメータネットワークは単語同士の関連度を，人間が自然と感じる単語間の距離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 法による特徴語抽出を行う．その後，特徴語の共起確率を基に，コンテンツパラメータネットワークを作成する．このとき，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．

例として，Pattern Recognition(パターン認識)と fNIRS(光トポグラフィ)を中心としたコンテンツパラメータネットワークを Fig. 3 に示す．例えば，‘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

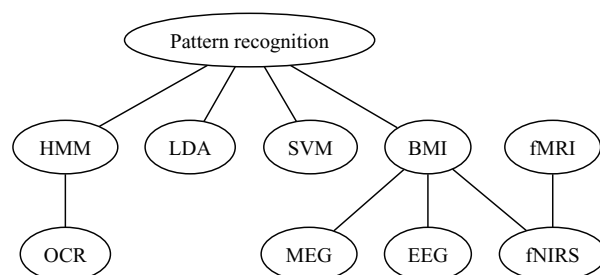


Fig. 3. An example of a contents parameter network.

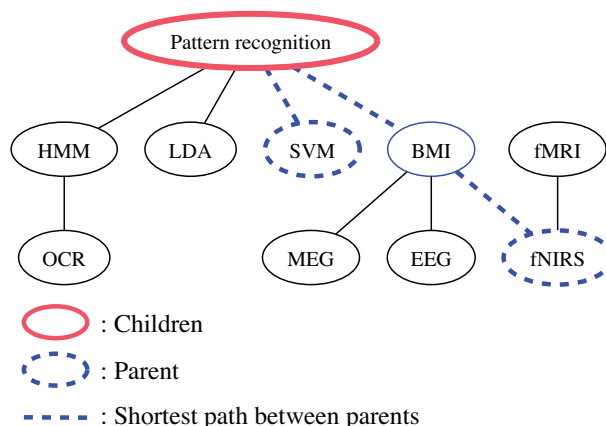


Fig. 4. Crossover upon an contents parameter network.

や，様々な自動構築手法が提案されている^{21), 22), 23)}．

4.3 コンテンツパラメータネットワーク空間における遺伝的操作

Fig. 4 に交叉処理の例を示す．Fig. 4 の親単語‘SVM(重み: 0.4)’，‘fNIRS(重み: 0.7)’の交叉ではコンテンツパラメータネットワーク上での最短経路を探索する．この例では‘SVM’→‘Pattern recognition’→‘BMI’→‘fNIRS’といった経路が最短経路として抽出される．その経路上からルーレット選択によって子個体のノードを決定する．この時の重みは親個体同士の持つ重みが線形になるように，経路上のノードにも選択確率を割り振る．つまり，この場合では SVM(0.4), Pattern recognition(0.5), BMI(0.6), fNIRS(0.7) という選択確率が与えられ，これらの内どれかを確率に基づいて子個体の遺伝子として選択する．突然変異処理では感性パラメータのうち，一

Table 1. The details of Rakuten e-commerce data.

全登録商品数	60,123,534 件
書籍データ登録数	3,555,750 件
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

つのノードを別のノードに変異させる。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とって新たな気づきを誘発する可能性がある。

5. システム評価実験

5.1 実験目的

本システムによってユーザの履歴から嗜好を学習し、類似するキーワードを主題とするコンテンツが推薦結果に現れることを明らかにする。実験は楽天市場における商品データ（以下、楽天公開データ）を用いた。楽天公開データの詳細を Table 1 に示す。楽天公開データの内、本稿の検証実験では書籍データを対象に行う。

5.2 実験内容

本システム構築の過程で行うコンテンツパラメータネットワークを作成するデータ処理実験と、推薦コンテンツの傾向を示すための被験者実験を行った。それぞれの詳細を以下に示す。

5.2.1 データ処理実験

本実験では、Table 1 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 を用いてデータ処理を行う。

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上に絞込みを行った後、4.2 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ネットワーク作成を行う。また、ネットワークのエッ



Fig. 5. The experimental interface.

ジ生成に関する制約として、各ノードで関連度が最も高いエッジ 2 本のみを用いるものとした。この制限はエッジ数が過剰になることにより、すべてのノード同士が繋がる状態を防ぐためである。

5.2.2 被験者実験

本システムによるユーザのパラメータ推定を加えた手法と、コンテンツの持つ主キーワードのみを特徴量として用いる手法を比較する。実験に用いたシステムのインタフェースを Fig. 5 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²⁴⁾より引用した。被験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。

被験者 22～25 歳男女 6 名、突然変異率 0、世代数 5、学習に用いる感性パラメータ数は 10、一度に提示する推薦商品数は 8 とした。これらのパラメータは予備実験によって決定した。

5.3 結果

5.3.1 データ処理実験

Table 2 に楽天データを解析した結果得られたデータの数値を示す。

Fig. 6 に得られたコンテンツパラメータネットワークの概形を示す。得られたコンテンツパラメータネットワークの特徴として、ネットワークの末端にはファ

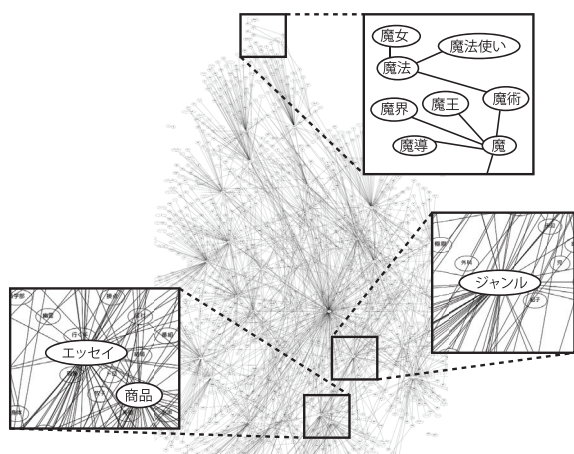


Fig. 6. The overview of the contents parameter network generated by the proposed method.

ンタジー小説などでよくテーマとなる‘魔法’や‘魔女’といった専門的な用語同士が結びついていることを確認した。また、ネットワークのハブになっている中心部には‘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、専門的な用語同士がそれぞれの持つ上位概念を介してコンテンツパラメータネットワーク上で接続されていることを確認した。

5.3.2 被験者実験

Fig. 7にある被験者の選択した書籍の画像、タイトル、著者の履歴を、Fig. 8に提案手法で得られた



Fig. 7. The history of the books a subject selected.



Fig. 8. The catalog of the recommended books by the proposed method (the final generation).

推薦商品一覧の例を示す。

Table 3に実験で被験者が選択した商品の履歴、推定した感性モデルの例を示す。Fig. 9にこの被験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。この被験者は、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‘スポーツニクの恋人’という書

Table 2. The details of the analyzed data.

書籍データ登録数	3,555,750 件
ノード数	221,970 個
エッジ数	437,704 本

Table 3. The examples of estimated Kansei model.

世代	推定した感性モデル：ソート済み (重み)
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)

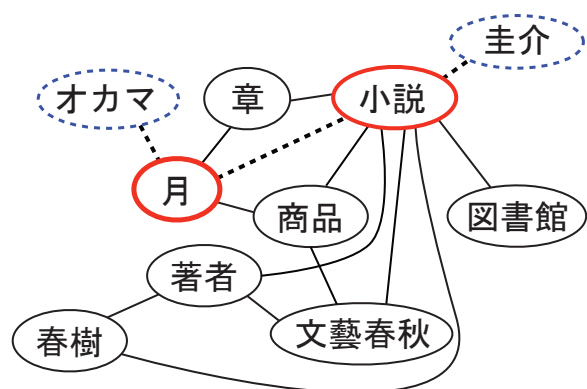


Fig. 9. The example of contents parameter network where a crossover were performed.

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。

5.4 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。

6. 結論

本稿では、人間の感性にもとづく推薦を行うために、対話型遺伝的アルゴリズムを用いた推薦システムを提案した。異なる単語同士の交叉にコンテンツパラメータネットワークを近傍の定義として用いることで異次元間の交叉を可能にした。本手法を楽天の商品データに適用した結果、ユーザの過去選択履歴

を考慮した推薦商品が現れる可能性を確認した。親個体の持つ特徴量から新たに類似する概念を生成した上で推薦を行うため、多様かつ感性的な繋がりを持つコンテンツの提示が期待される。この結果から、本手法を商品推薦システムだけでなく論文推薦システムなどに組み込むことで、ユーザの興味がある異なる分野の研究対象から、新しい繋がりを持つ類似手法や問題解決のアプローチの例が示されるシステムが期待される。

参考文献

- 1) A. Das, M. Datar, A. Garg, and S. Rajaram, "Google news personalization: scalable online collaborative filtering", In Proceedings of the 16th IEEE, 271–280 (2007).
- 2) G. Linden, B. Smith, and J. York, "Amazon.com recommendations: item-to-item collaborative filtering", Internet Computing, IEEE, **7**, 76–80 (2003).
- 3) J. Herlocker, J. Konstan, and J. Riedl, "Explaining collaborative filtering recommendations", In Proceedings of the 2000 ACM conference on Computer supported cooperative work, 241–250 (2000).
- 4) M. J. Pazzani and D. Billsus, "Content-Based Recommendation Systems", In The Adaptive Web, volume 4321 of *Lecture Notes in Computer Science*, 325–341. Springer Berlin Heidelberg (2007).
- 5) M. Balabanović, "Exploring versus exploiting when learning user models for text recommendation", User Modeling and User-Adapted Interaction, **8**, 71–102 (1998).
- 6) 高木英行, 畠見達夫, 寺野隆雄, インタラクティブ進化計算 遺伝的アルゴリズム 4, (産業図書, 東京, 2000), p.325–361.
- 7) B. Sheth and P. Maes, "Evolving agents for personalized information filtering", In Proceedings of the 1993 Artificial Intelligence for Applications on Ninth Conference, 345–352 (1993).
- 8) M. Atsumi, "Extraction of User's Interests from Web Pages based on Genetic Algorithm", In Proceedings of Information Processing Society of Japan, The Special Interest Groups Notes, 13–18 (1997).
- 9) Y. Cao and Y. Li, "An intelligent fuzzy-based recommendation system for consumer electronic products", Expert Systems with Applications, **33**, 230–240 (2007).

- 10) A. Goy, L. Ardissono, and G. Petrone, “Personalization in e-commerce applications”, In P. Brusilovsky, A. Kobsa, and W. Nejdl, editors, *The adaptive web*, 485–520. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, (2007).
- 11) Y. Zhang and J. Koren, “Efficient bayesian hierarchical user modeling for recommendation system”, In *Proceedings of the 30th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, 47–54 (2007).
- 12) I. Zukerman and D. W. Albrecht, “Predictive Statistical Models for User Modeling”, *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 5–18 (2001).
- 13) H. Takagi, K. Aoki, and N. Fujimura, “Interactive GA-based Design Support System for Lighting Design in Computer Graphics”, In *International Conference on Soft Computing*, 533–536 (1996).
- 14) M. Ohsaki, H. Takagi, “Improvement of Presenting Interface by Predicting the Evaluation Order to Reduce the Burden of Human Interactive EC Operations”, In *IEEE International Conference on System, Man, Cybernetics (SMC’98)*, 1284–1289 (1998).
- 15) H. S. Kim and S. B. Cho, “Application of interactive genetic algorithm to fashion design”, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **13**, 635 – 644 (2000).
- 16) S. B. Cho, “Towards Creative Evolutionary Systems with Interactive Genetic Algorithm”, *Applied Intelligence*, **16**, 129–138 (2002).
- 17) M. Sugahara, M. Miki, and T. Hiroyasu, “Design of Japanese Kimono using Interactive Genetic Algorithm”, In *2008 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 185–190. IEEE (2008).
- 18) G. Salton, A. Wong, and C. S. Yang, “A vector space model for automatic indexing”, *Commun. ACM*, **18**, 613–620 (1975).
- 19) M. Tanaka, T. Hiroyasu, M. Miki, S. Yasunari, and M. Yoshimi, “Automatic Generation Method to derive for the design variable spaces for interactive Genetic Algorithms”, In *2010 IEEE World Congress on Computational Intelligence (WCCI 2010)*, 1256–1263 (2010).
- 20) 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*, **50**, 34–45 (2009).
- 21) H. Fujii, Atsushi and Tokunaga, Takenobu and Tanaka, “A Hybrid Approach for Measuring Word Similarity”, *IEICE technical report. Natural language understanding and models of communication*, **97**, 53–58 (1997).
- 22) 渡部広一, 奥村紀之, 河岡司, “概念の意味属性と共起情報を用いた関連度計算方式”, *Natural Language Processing*, **13**, 53–74 (2005).
- 23) 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*, **8**, 11–16 (2009).
- 24) 楽天市場, <http://www.rakuten.com>