

福岡工業大学 機関リポジトリ

FITREPO

| | |
|-------------|---|
| Title | 一般ユーザの長期的利用を想定した感性検索システムフレームワークの検証 |
| Author(s) | 白石 亮太,竹之内 宏,徳丸 正孝 |
| Citation | 福岡工業大学総合研究機構研究所所報 第1巻 P57-P60 |
| Issue Date | 2018-12 |
| URI | http://hdl.handle.net/11478/1246 |
| Right | |
| Type | Departmental Bulletin Paper |
| Textversion | Publisher |

Fukuoka Institute of Technology

一般ユーザの長期的利用を想定した 感性検索システムフレームワークの検証

白石 亮太 (大学院工学研究科システムマネジメント専攻)

竹之内 宏 (情報工学部システムマネジメント学科)

徳丸 正孝 (関西大学)

Kansei Retrieval System Framework on Long Term Use of General People

Ryota SHIRAIISHI (System Management, Graduate School of Engineering)

Hiroshi TAKENOUCI (Department of System Management, Faculty of Information Engineering)

Masataka TOKUMARU (Kansai University)

Abstract

In this research, we verify the effectiveness of Kansei retrieval agent model with fuzzy reasoning on long term use of general people. The Kansei retrieval agent model imitates the sensitivity of each user by optimization of fuzzy reasoning parameters. Previous studies have verified optimization of fuzzy rules of fuzzy inference and learned user evaluation criteria. Therefore, in this research, considering long-term use of this system, we verify the optimization performance of the Kansei retrieval agent model when many data are presented to users by numerical simulation. As a result, it is shown that the proposed method is effective from the viewpoint of user evaluation criteria learning.

Keywords : Kansei retrieval agent, Fuzzy reasoning, Interactive genetic algorithm

1. はじめに

インターネットショッピングでは、ユーザはキーワード検索を頼りに、本や衣服、映像作品など様々な商品を購入している。本や映像作品などタイトルや作者名などで検索しやすい商品や、パソコンなど性能対価格で比較しやすい商品を検索する場合、キーワード検索により、ユーザはその商品を素早くかつ簡単に購入できる。そのため、ユーザ個人のニーズに合った商品を発見するという観点において非常に便利である。しかし、衣服やアクセサリを検索する際に、ユーザの印象や嗜好といった感性情報のキーワードから特定のものを検索することは困難である。

これらの問題を解決するため、ユーザの代わりに、データベース内の多量のデータからユーザの求めるものを探索する感性検索エージェントモデルを用いたシステムが提案されており、一定の有効性が示されている⁽¹⁻⁴⁾。感性検索エージェントは、ユーザの好みをユーザの検索対象に対する評価を基に学習し、多量のデータからユーザの求めるものを検索する。

感性検索エージェントモデルの一手法として、著者らは、これまでにファジィ推論を用いた感性検索エージェントモ

デルを提案している^(1,2)。提案モデルでは、ファジィ推論におけるメンバシップ関数のパラメータやファジィルールの最適化に関する検証が行われ、一定の有効性が確認されている。これらの研究では、ユーザの評価負担を考慮し、システムによって一度に提示されるデータ数を5個程度にしている。このため、ユーザの評価負担は少なく済むが、提案システムにおけるユーザの感性評価傾向の学習が不十分になることが懸念されている。

そこで、本研究では、提案システムにおいて、ユーザに多量のデータを提示した場合の有効性について検証する。ユーザに提示するデータを多くするほど、ユーザの評価負担が重くなる。しかし、長期的に提案システムを運用することを仮定した場合、ユーザの評価負担が軽い状態で多量のデータを収集できると想定される。例えば、500個のデータをユーザが評価すると仮定したとき、一度にユーザが評価を行う場合、評価負担が大きくなり正確な評価が難しくなってしまう。しかし、1日に20個ずつ評価したり、時間のあるときにある程度の数のデータをまとめて評価したりするような場合、ユーザに対する評価負担は小さくなると考えられる。

本研究では、ユーザの長期的利用を想定したファジィル

ールの最適化について, 実ユーザの代わりにコンピュータ上で擬似的に作成した擬似ユーザを用いた数値シミュレーションにより検証する.

2. 提案システム

〈2・1〉 概要

本研究では, ファジィ推論を用いて検索対象データに対して評価を行う感性検索エージェントをユーザによる評価と同様の評価を与える感性検索エージェントへと最適化する手法に対話型遺伝的アルゴリズム (Interactive Genetic Algorithm: IGA) を用いる⁽⁵⁾. 感性検索エージェントは, ファジィルールを表現する情報を遺伝子列に保持し, それを基にファジィ推論を行い, 評価値を出力する.

図 1 にファジィ推論を用いた感性検索エージェントモデルを示す. まず, 現時点で一番ユーザに近い評価をしているエージェント 1 (エリート感性検索エージェント) が, データベース内の検索対象データに対して評価を与え, 高評価であるデータを n 個選び, 提示データ $p_1 \sim p_n$ とする. 提示データ $p_1 \sim p_n$ に対し, ユーザは評価値 $u(p_1) \sim u(p_n)$ を与える. また, 各感性検索エージェントも提示データ $p_1 \sim p_n$ に対し, 評価値を与える. エージェント 1 による評価値は $a_1(p_1) \sim a_1(p_n)$, エージェント i による評価値は $a_i(p_1) \sim a_i(p_n)$ で表される.

次に, ユーザの評価値 $u(p_n)$ とエージェントの評価値 $a_i(p_n)$ からユーザと感性検索エージェントの評価誤差 $g(i)$ を求め, 遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) により, 感性検索エージェントのパラメータを最適化する. また, 評価誤差が少ないほど感性検索エージェントの感性はユーザに近いと推測できる. 評価誤差 $g(i)$ が小さい個体が GA におけるエリート個体となる. 式(1)にエージェント i の評価誤差 $g(i)$ を求める式を示す.

$$g(i) = \frac{\sum_{j=1}^n |a_i(p_j) - u(p_j)|}{n} \quad (1)$$

図 2 に提案システムの基本アルゴリズムを示す. 提案システムは, ユーザによる評価と感性検索エージェントの GA 演算を指定回数行うことで, ユーザの感性評価の傾向を学習する.

〈2・2〉 感性検索エージェントの遺伝子コーディング

図 3 にファジィルールの遺伝子構造を示す. r_{ij} は n 個の各特徴における特徴 j のラベル, o_i は後件部メンバシップ関数に用いるラベルを指定している. ファジィルールは前件部で用いる特徴に対応するラベル情報と後件部で用いるラベル情報を遺伝子情報として有している.

感性検索エージェントの遺伝子長は, 検索対象データの特徴数とファジィルールの数により変化する. 例えば, 特徴数が 4 個でファジィルールが 6 個の場合, 前件部ラベル 4 個に加え, 後件部ラベル 1 個が加わるため, ルール 1 個あ

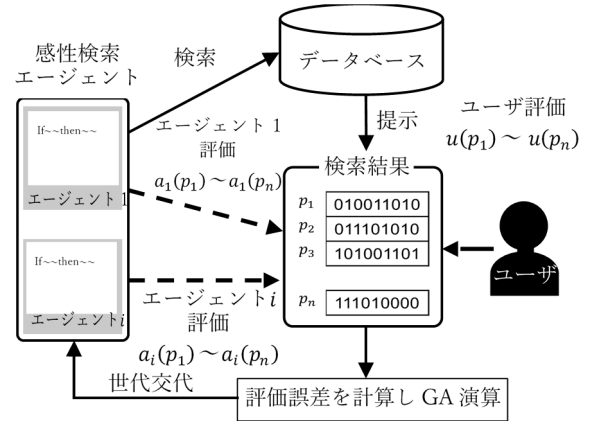


図 1 ファジィ推論を用いた感性検索エージェントモデル

Fig. 1. Schematic of Kansei retrieval agent model

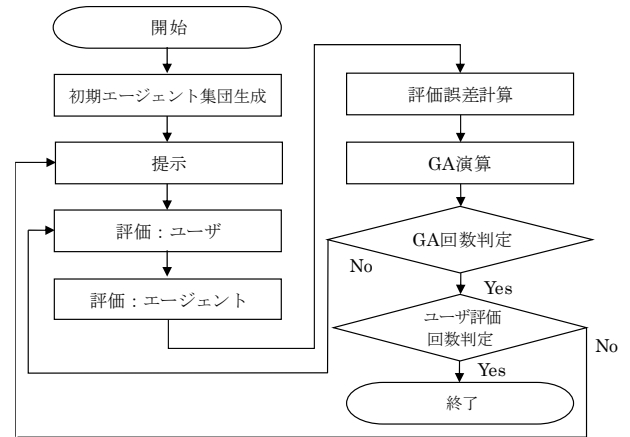


図 2 提案システムの流れ

Fig. 2. Flow of the proposed system

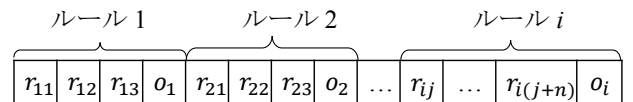


図 3 ファジィルールの遺伝子構造

Fig. 3. Gene coding of fuzzy rules

りの遺伝子長は 5 になる. さらに, ファジィルールが 6 個あるため, 感性検索エージェントのファジィルールの遺伝子長は合計で 30 となる.

3. 数値シミュレーション

〈3・1〉 シミュレーション概要

本研究では, 提案システムにおいて, 感性検索エージェントのファジィルールを最適化した場合のユーザの評価基準の学習に対する有効性を検証するため, 数値シミュレーションを行う. 提案システムの実用化にあたっては, 実ユーザを対象とした評価実験により, 提案システムの有効性を検証することが望ましい. しかし, 提案システムの有効性を検証するには, GA 演算の条件を変更するたびに評価実験を行

う必要がある。そのため、実ユーザによって実験を行うことは、被験者の多大な労力を要するため現実的ではない。これにより、本研究では、実ユーザではなく擬似ユーザを用いて数値シミュレーションを行い、実ユーザの疲労や順序効果による判断基準の揺らぎの影響を受けず、提案システムの最適化性能を定量的に評価する。

表 1 に初期データベースの設定を示す。本シミュレーションでは、初期データベースを基準とし、提示データ数、特徴数を増減させた検証を行う。また、感性検索エージェントが擬似ユーザにどれだけ類似するよう進化したのかを確認するため、擬似ユーザとエリート感性検索エージェントの遺伝子要素の比較も行う。

表 2 に GA 演算の設定を示す。提案システムでは、ユーザが 1 回評価する毎に 100 体の感性検索エージェントは 1,000 回世代交代する。

また、履歴世代数は現時点から遡って 10 世代分の評価履歴を用いることを示す。そのため、提示データ数の違いにより、感性検索エージェントと擬似ユーザの評価誤差を求めするために用いるデータ数も変化する。例えば、提示データ数が 10 個の場合、評価誤差を求めために用いるデータ個数の最大数は、(新たに評価されたデータ) + (過去の世代で評価されたデータ) × (履歴世代数) より、 $10+10 \times 10=110$ 個になる。

〈3.2〉 擬似ユーザのタイプ

本シミュレーションでは、実ユーザが人によって様々な評価基準を有していることを考慮し、なんでも好きタイプ、なんでも嫌いタイプ、あいまいタイプの擬似ユーザを用いる。各タイプは、メンバシップ関数は同じだが、推論に用いるファジィルールが異なる。

なんでも好きタイプの各ルールの結論となる後件部メンバシップ関数で「好き」を選択することが多いため、比較的高い評価値が出やすくなっている。また、なんでも嫌いタイプは後件部メンバシップ関数で「嫌い」を選択することが多いため比較的低い評価値が出やすく、あいまいタイプは高い評価値と低い評価値、中間の評価値が均等に出力するように、それぞれ 6 個ずつファジィルールを生成している。

〈3.3〉 ファジィルールの相違度

本シミュレーションでは、擬似ユーザと感性検索エージェントによる提示されたデータに対する評価誤差、擬似ユーザと感性検索エージェントのファジィルール遺伝子の相違度をシミュレーションの結果を用いて考察する。

擬似ユーザと感性検索エージェントのファジィルール遺伝子の相違度は、その世代におけるエリート感性検索エージェントと擬似ユーザのファジィルール遺伝子が、どれほど異なるかを示す。この相違度は、ファジィルールの後件部ラベルが擬似ユーザと感性検索エージェント間で同じファジィルールのみを各特徴に対する前件部で比較し、異なるラベルを用いる特徴が多いほど相違度は大きくなる。

また、感性検索エージェントのファジィルールと同じ後件部ラベルが擬似ユーザのファジィルールにない場合、感

表 1 初期データベース設定

Table1. Initial database parameters

| | |
|------------|--------------------------|
| 特徴数 | 4 個 |
| 特徴の分解能 | 各 4bits ($2^4 = 16$ 種類) |
| メンバシップ関数個数 | 3 個 |
| 遺伝子長 | 16bits |
| 検索対象データ数 | 3,000 種類 |

表 2 GA 演算の設定

Table2. GA parameters

| | |
|-----------|--------------------|
| ユーザ評価回数 | 10 回 |
| 世代交代数 | 1,000 世代 |
| エージェント個体数 | 100 体 |
| 選択方法 | ルーレット方式 +エリート保存 |
| 交叉方法 | 一様交叉法 |
| 突然変異率 | 5% |
| 試行回数 | 100 回 |
| 提示データ数 | 10, 20, 50 |
| 履歴世代数 | 10 世代分 |

性検索エージェントのファジィルールの全てのラベルが、擬似ユーザのファジィルールと別のラベルをとっているものとして扱い、提示データの特徴数だけ相違度を大きくする。これは、ファジィルールの後件部ラベルは結論であり、前件部はその結論に至る条件であるため、前件部ラベルよりも後件部ラベルを重視することで、正確なユーザの感性を推論できる。

本シミュレーションでは、先述の擬似ユーザと感性検索エージェントの評価誤差を用いることによって感性検索エージェントのファジィルール遺伝子を擬似ユーザのファジィルール遺伝子と同一になるように進化させる。そのため、擬似ユーザと感性検索エージェントのファジィルール遺伝子の相違度が小さいほど、感性検索エージェントの進化性能が高いことを示す。

また、擬似ユーザと感性検索エージェントによる提示されたデータに対する評価誤差、用いた擬似ユーザと感性検索エージェントのファジィルール遺伝子の相違度ともに試行回数 100 回の平均の値である。

4. シミュレーション結果

先行研究⁽²⁾では、提示データ数が増加するほど感性検索エージェントと擬似ユーザとの提示されたデータに対する評価誤差が減少することが示されている。しかし、提示データ数が 10 の場合においても相違度が 10%以下になっていない。そこで、提示データ数を 20 と 50 にした場合を検証し、先行研究の提示データ数が 10 の場合と結果を比較する。

図 4 になんでも好きタイプの擬似ユーザを用いて提示データ数を変化させた場合の評価誤差の推移を示す。評価誤差の推移とは、1,000 世代ごとの擬似ユーザによる提示デー

タに対する評価値と、エリート感性検索エージェントによる提示データに対する評価値の誤差の推移である。例えば、評価誤差が 0.5 であった場合、提示データ 1 個に対して、擬似ユーザと感性検索エージェントでは 0.5 の評価値の誤差が発生している。

いずれの擬似ユーザのタイプにおいても、提示データ数が多いほどユーザ評価 1 回目時点の評価誤差は大きいですが、最終的に評価誤差が 0 近くまで収束していることが確認された。これは、ユーザの評価基準を学習していない状態であるとき、1 度に提示するデータ数が多いほど、評価誤差が発生しているデータ数が多くなるためであると考えられる。提示データ数が少ないほど、初期世代のうちに誤差が収束していることも、同様の理由が考えられる。また、図 4 より、擬似ユーザが新たなデータに対して評価する度に、評価誤差が増加していることが確認された。これは、エリート感性検索エージェントが高評価と判定して提示しているデータに対して、擬似ユーザが感性検索エージェントと同様の評価を与えていないためと考えられる。世代が進み感性検索エージェントが擬似ユーザの評価基準を学習すると、新たな提示データに対する評価誤差は減少することが確認された。

また、図 5 に、なんでも好きタイプの擬似ユーザを用いた場合の擬似ユーザとエリート感性検索エージェントのファジィルールの遺伝子に対する相違度を示す。図 5 より、いずれの擬似ユーザのタイプにおいても、世代が進むごとに擬似ユーザと感性検索エージェントのファジィルールの遺伝子に対する相違度は小さくなっていくことが確認できる。これより、感性検索エージェントは、擬似ユーザの遺伝子を模倣するよう進化していることを示している。また、提示データ数が増加するほど、ファジィルールの遺伝子に対する相違度が小さいことから、提示データ数が多いほど、感性検索エージェントは擬似ユーザの評価基準を学習できていると考えられる。

本シミュレーションから、提示データ数を 20 にすると擬似ユーザと感性検索エージェントのファジィルールの相違度を約 5% にすることが確認できる。これより、提案システムの長期的運用を前提としたユーザに多量のデータを提示することは有効であると考えられる。

5. おわりに

本研究では、ファジィ推論を用いた感性検索エージェントのファジィルールの最適化における、多量のデータをユーザに提示することの最適化に対する影響について検証した。数値シミュレーションにより、提案システムは、擬似ユーザと感性検索エージェント間の評価誤差と相違度をユーザに対する提示数を増加させることで減少できることが確認できた。このため、提案システムにおいて多量のデータをユーザに対して提示することは、長期的にユーザからデータを取る上でユーザの評価基準を学習し、好みのものを提

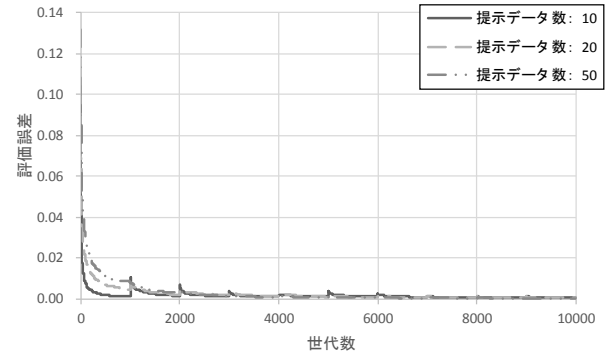


図 4 擬似ユーザがなんでも好きタイプの評価誤差推移

Fig.4. Evaluation error transition
(Like everything type)

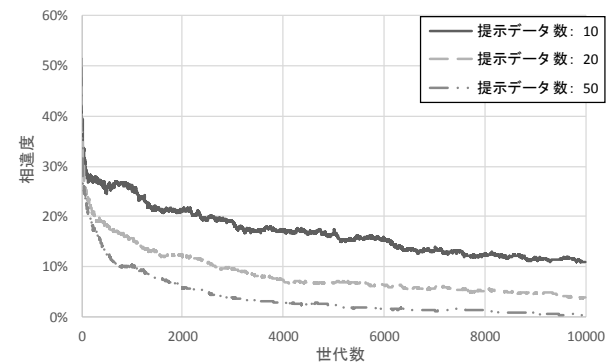


図 5 擬似ユーザがなんでも好きタイプの相違度推移

Fig.5. Difference degree transition
(Like everything type)

示するという観点で有効である。このため、提案システムを用いた実際のシステムを構築する際は、ある程度ユーザが長期的評価に取り組むことを想定してインタフェースや仕組みを構築することも重要であると考えられる。

(平成 30 年 8 月 25 日受付)

文 献

- (1) Hiroshi Takenouchi, Masataka Tokumaru: "Kansei Retrieval Agent Model with Fuzzy Reasoning", *International Journal of Fuzzy Systems*, Vol.19, Issue.6, pp.1803-1811, 2017.
- (2) 白石 亮太, 竹之内 宏, 徳丸 正孝: "ファジィ推論を用いた感性検索エージェントにおけるファジィルールの最適化", *日本知能情報ファジィ学会 第 34 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, WG1-2*, pp.769-774, 2018.
- (3) 奥中 大地, 徳丸 正孝: "ニューラルネットワークを用いた感性検索モデル", *日本感性工学会論文誌*, Vol.11, No.2, pp.331-338, 2012.
- (4) 袴田 隼毅, 徳美 雄大, 徳丸 正孝: "対話型進化計算を用いたレコメンドシステムフレームワーク", *日本感性工学会論文誌*, Vol.11, No.2, pp.281-288, 2012.
- (5) Hideyuki Takagi: "Interactive evolutionary computation: Fusion of the capabilities of EC optimization and human evaluation", *Proceedings of the IEEE*, Vol.89, No.9, pp.1275-1296, 2001.