

複数ユーザの評判を考慮した Web サービス推薦エージェントの提案

A Web Service Recommendation Model based on Reputation

古澤悠*¹ 杉木優太*¹ 菱山玲子*¹
 Yu FURUSAWA Yuta SUGIKI Reiko HISHIYAMA

*¹早稲田大学大学院創造理工学研究科経営システム工学専攻
 Graduate School of Creative Science and Engineering, Waseda University

In late years, as the Internet spreads, the Web Service increases, and the kind diversifies. Therefore a user examines service closely from a large number of service, and necessity to choose the service that matched a purpose comes out. It is often that QoS(Quality of Service) is used as one of the indexes when a user chooses service now. However, not only QoS, but also the quality of subjective service that is user's reputation is an important element in the service selection. In this study, it uses a new element, evaluation, in addition to QoS for service selection. With this model, I apply technique of the information filtering to Web Service recommendation and make an agent. And I simulate it after having clarified the behavior and test it. As a result, I showed that high recommendation of the precision was realized by this model.

1. 研究背景と目的

近年、インターネットの普及に伴って Web サービスも年々増加し、その種類も多様化している。Web サービスはプロバイダによって UDDI リポジトリに登録されており、ユーザはそこに登録されたデータからサービスを選択し、プロバイダに要求することでサービスを使用することができる。将来的に Web サービスはさらに増加し、それに伴って UDDI リポジトリへの登録数も増えると予想される。そのため、その膨大なサービス候補からユーザがサービスを吟味し選択する必要性が出てくる。ユーザはサービスを選択する際、差別化するための 1 つの指標として QoS (Quality of Service) を用いる。QoS はプロバイダによって登録される客観的なサービスの品質として扱われる。そこで、QoS を用いてスコアリングを行うなどの Web サービス選定の研究が多く存在する。

また、QoS だけでなくサービス使用後のユーザによる評価という、主観的なサービスの品質というのもサービス選定において重要な項目の一つであると考えられる。そこで、本研究ではサービス選定に QoS に加えて過去に使用したサービスの評価値を用いることで、主観的、客観的両方の品質を考慮した Web サービスの推薦を行うことを目的とし、ユーザの嗜好に合わせた推薦システムを実現する。

2. 関連研究

Web サービスの選定においては Wang ら [1] や Sha ら [2] により QoS のスコアリングを行った研究が行われている。しかし、QoS は客観的な指標であり、ユーザの使用履歴などの主観的な評価は含まれない。そこで、主観的な評価を用いた研究事例として高須賀ら [3] の研究では協調フィルタリングを用いた Web ページ推薦システムに関する研究が行われている。この研究は Web 閲覧履歴から閲覧行動が類似したユーザを探索し、その履歴から Web ページを推薦するというものである。また、土方ら [4] の研究では過去に聞いた音楽に評価付けを行い、その評価値から音楽の特徴量を用いてユーザごとに決定木を作成し、ユーザに合わせた新たな音楽を推薦するというシス

連絡先: 古澤悠, 早稲田大学大学院創造理工学研究科,
 19881226@moegi.waseda.jp

テムの構築を行っている。しかし、高須賀ら [3] や土方ら [4] のように主観の評価を用いた推薦方法は Web サービスには適用されていない。

3. 提案

3.1 提案モデル

本研究では使用した Web サービスの評価を蓄積するためのデータベースとして評判リポジトリを作成し、そこに蓄積された評価値と QoS を Web サービス選定の要素とする。これにより、ユーザの過去に使用したサービスの評価からユーザの嗜好の特徴を導出することで、ユーザごとの嗜好に合わせた Web サービスの推薦を行うマルチエージェントモデルを提案する。

具体的には、ユーザのサービス要求に対し、過去の評判データを用いてブローカエージェントと類似ユーザ抽出エージェントが新たなサービスを推薦し、ユーザが使用したサービスを評価する。その全体の流れを図 1 に、それぞれのエージェントのふるまいを図 2 に示す。本研究では協調フィルタリングと決定木を適用することで評判データに基づいた新たな Web サービスの推薦を実現する。ただし、本モデルではサービス要求より以前に、ある程度サービスを使用し評価付けを行っていることを前提条件とする。

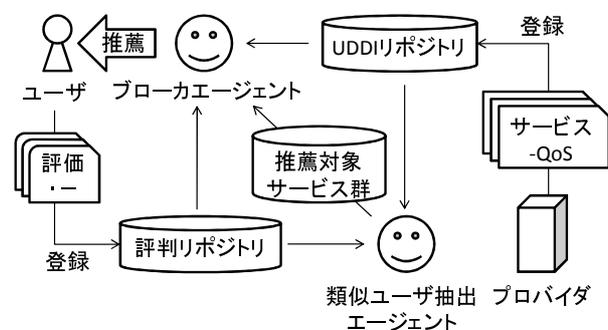


図 1: 提案モデル

本モデルではプロバイダにより登録された QoS を Web サー

ビスの特徴とし、ユーザによって登録された Web サービスの評価値をもとに推薦を行う。

類似ユーザ抽出エージェントは UDDI リポジトリに蓄えられたサービスデータ (QoS) と評判リポジトリに蓄積された評判データから、協調フィルタリングにより処理を行い、推薦対象とする Web サービス群を作成する。作成した推薦対象サービス群はブローカエージェントに受け渡す。

ブローカエージェントは類似ユーザ抽出エージェントと同様に UDDI リポジトリと評判リポジトリからデータを獲得しユーザプロファイルを作成する。類似ユーザ抽出エージェントから受け取った推薦対象サービス群とユーザプロファイルを照合することで推薦する Web サービスを決定し、ユーザに提示する。

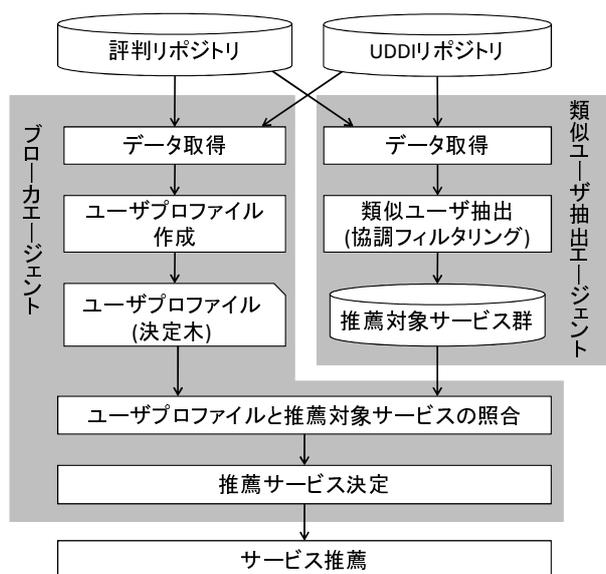


図 2: エージェントの振る舞い

3.2 類似ユーザ抽出エージェント

類似ユーザ抽出エージェントの役割は、過去の Web サービスの評価から嗜好の類似したユーザを抽出し、類似ユーザの評価から推薦対象サービス群を作成することである。

1. 評判リポジトリから、サービス要求を行ったユーザが過去に使用した Web サービスの評価と、他ユーザによる Web サービスの評価を抽出する。UDDI リポジトリからはサービスの QoS を獲得する。
2. サービス要求を行ったユーザの過去に使用したサービスの評価と他ユーザによるサービスの評価を比較し類似度を計算する。この際、類似度の計算にはコサイン類似度を用いる。計算結果から類似度の高いユーザを複数名抽出する。
3. 抽出された類似ユーザの過去の評価から評価値の高いサービスを抽出し、それらを推薦対象サービス群とする。
4. 作成された推薦対象サービス群をブローカエージェントに受け渡し、振る舞いを終了する。

3.3 ブローカエージェント

ブローカエージェントの役割は、ユーザの過去のサービスの評価値からユーザプロファイルを作成し、類似ユーザ抽出エージェントから受け取った推薦対象サービス群と照らし合わせることで推薦するサービスを決定することである。

1. 評判リポジトリからサービス要求を行ったユーザが過去に使用した Web サービスの評価を、UDDI リポジトリからはユーザが評価付けたサービスの QoS を獲得する。
2. 獲得したデータからユーザのプロファイルを決定木の形で作成する。その際、決定木を作成するアルゴリズムは C4.5 を用い、決定木作成の要素として QoS 項目を属性、QoS の値を属性値、過去の評価値をクラスとする。
3. 類似ユーザ抽出エージェントから受け取った推薦対象サービス群を決定木に通し、評価値ごとに分類を行う。
4. 評価値の高いクラスに分類されたサービスを推薦するサービスとして決定しユーザに提示する。

4. 関連手法

4.1 協調フィルタリング [3]

類似ユーザ抽出エージェントは協調フィルタリングを用いて推薦対象サービス群の作成を行う。本研究ではユーザが過去に使用したサービスの評価ベクトルを $\vec{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 、他ユーザのサービスの評価ベクトルを $\vec{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ として、類似度の計算には式 (1) のコサイン尺度を用いる。これにより求められた類似度の高いユーザの使用履歴から推薦対象サービス群を作成する。

$$\text{sim}(\vec{X}, \vec{Y}) = \frac{\vec{X} \cdot \vec{Y}}{\|\vec{X}\| \|\vec{Y}\|} = \frac{\sum (x_i) \cdot (y_i)}{\sqrt{\sum x_i^2} \sqrt{\sum y_i^2}} \quad (1)$$

4.2 決定木

ブローカエージェントはユーザごとに過去の評判データからユーザプロファイルを作成する。ユーザプロファイルの作成には Quinlan らの提案する決定木作成手法である C4.5[5] を用いる。以下にそのアルゴリズムを示す。

< Step1 >

- 根ノードのすべてのデータ集合が同一クラスに属す クラスノード (葉) を作り停止
- それ以外 属性の選択基準により 1 つの属性 A を選択し 判別ノード作成

< Step2 >

- 属性 A の属性値の枝張り

< Step3 >

- 各ノードに Step1,2 を再帰的に適用

Step1 の属性の選択基準には情報の量を測る尺度である情報量を用いる。情報量の単位はビットであり、確率の値の 2 を底とする対数をとる、それを -1 倍して計算される。確率事象系 X について各 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ が起きる確率 $P(x_i)$ が与えられている。そこからそれぞれの属性を選択することで得られる期待値を求める。集合 X の平均情報量 (エントロピー) は $\text{info}(X)$ 、X 内のある 1 つの事例が属するクラスを同定するの

に必要な平均情報量 $\text{info}(X-A)$ 、属性 A を選択したときの期待値 $\text{gain}(A, X)$ 、集合 X の偏りを正規化するための分割情報量 $\text{split_info}(A, X)$ 、分割によって得られる情報量の内の有益な部分の割合を表す情報利得比率 $\text{gain_ratio}(A, X)$ の計算に関して以下の式 (2) ~ (6) を用いる。

$$\text{info}(X) = - \sum_{i=1}^n P(x_i) \log_2 P(x_i) \quad (2)$$

$$\text{info}(X|A) = - \sum_{j=1}^m \frac{X_j}{X} \times \text{info}(X_j) \quad (3)$$

$$\text{gain}(A, X) = \text{info}(X) - \text{info}(X|A) \quad (4)$$

$$\text{split_info}(A, X) = - \sum_{j=1}^m \frac{X_j}{X} \log_2 \frac{X_j}{X} \quad (5)$$

$$\text{gain_ratio}(A, X) = \frac{\text{gain}(A, X)}{\text{split_info}(A, X)} \quad (6)$$

式 (6) で求められた情報利得比率の最も高い属性を分岐属性として選択する。また、決定木の各ノードの判別基準となる属性に関しては QoS 項目を、分類されるクラスはユーザの評価値を用いる。以下の図 3 に決定木で連続値を用いる際のアルゴリズムを示す。与えられた数値をソートし、小さい値から順にその値を境にそれ以上の値の集合とそれ未満の値の集合に分割していく。全ての値に対し、情報利得比率を計算し、最も高いものを分岐条件 ω とする。そして確率事象系 X を ω で分割し、それぞれの集合を新たなデータ集合 H, L とする。分岐属性は「属性 A が ω 以上である」という条件に対する回答 (yes/no) の 2 分岐となる。

```

inputs :  $X$ , 確率事象系
           $x_i$ , 集合  $X$  の要素

 $x_i$  を降順に並び変え
for  $i=1$  to  $n$  do
    if  $\text{gain\_ratio}(x_i, X)$  が最大
        then  $\omega = x_i$  分岐条件
if  $x_i$ 
    then  $H = H + x_i$ 
    else  $L = L + x_i$ 
return  $H, L$ 
    
```

図 3: 決定木の連続値の分割アルゴリズム

5. シミュレーション実験

5.1 実験設定

提案モデルの有用性を検証するため、Web サービス推薦を行うエージェントを実装し、シミュレーション実験を行った。

本実験では現実社会では使用するサービス数よりユーザ数の方が多くと考え、Web サービスデータ数を 100 件、ユーザ数を 300 人とした。抽出する類似ユーザの数は 10 人、評価値については評価の高いものから順に A, B, C の 3 段階とした。評

価値が 3 段階であるのは決定木の特性上等級を扱うことができないためである。QoS の項目数は先行研究 [1] に習い、5 項目を設定し、初期値は乱数で与えた。また、結果の値は試行回数 10 回の平均をとっている。関連研究で用いられていた決定木のみでの推薦手法を従来手法 1、協調フィルタリングのみでの推薦手法を従来手法 2 とし、提案手法との比較に用いた。

5.2 実験準備

シミュレーション実験を行うに当たって、UDDI リポジトリに登録されている Web サービスの QoS と評判リポジトリに登録されている Web サービスの評価値の作成を行った。

まず、UDDI リポジトリに登録されている QoS データとして初期値を乱数で [0,1] の範囲で 100 件作成した。これは実際に存在する QoS 項目の値は価格や実行時間、稼働率など値の範囲が統一されないないため、それらを標準化したものとしてこのように設定した。

次に評判リポジトリに登録される評判データの作成について説明する。まず、各ユーザの嗜好としてそれぞれの QoS についての重要度を 15 段階の乱数で与えた。与えられた重要度と各 QoS 項目の値との積和を計算しそれらを [0,3] の範囲で正規化する。この値をスコアとし、2 以上のサービスを評価 A、1 未満のサービスを評価 C としそれ以外を評価 B とした。Au ら [6] により、「Web 上の類似した製品の評価は類似する」ということが示されている。このスコア付けの方法により、類似したサービスには同じようなスコアが付けられ、評価も類似したものとなる。さらに嗜好の類似したユーザの評価は類似したものとなることも示されており、この点についても満足していると言える。作成されたデータの中からランダムで学習データ数となる分だけを評判リポジトリに登録されたデータとして扱い、その他は未使用のサービスとして扱った。

6. 実験結果

提案手法と従来手法 1, 2 について過去に使用したサービス数ごとに推薦数、平均スコア、精度について比較した。精度とは推薦されたサービスの評価値が A に属する割合であり、以下の式 7 で求める。

$$\text{精度} = \frac{\text{推薦されたサービスの内評価が A であるもの数}}{\text{推薦されたサービス数}} \quad (7)$$

また、スコアとはユーザの嗜好とサービスの QoS 値から計算したユーザにとってのサービスの得点であり、それを 0~3 に標準化したものである。平均スコアとは推薦されたサービスのスコアの平均をとったものである。図 4 に学習データ数の違いによる各手法の推薦精度を示す。

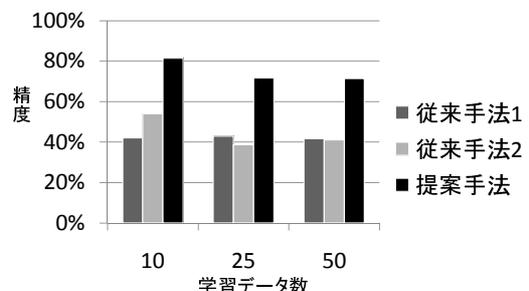


図 4: 学習データ数の違いによる各手法の精度

図4より、本手法の精度が従来手法に比べ大幅に上回っていることが見て取れる。また、学習データ数がいずれの場合でも提案手法では高い推薦精度を示している。学習データ数ごとに並べてみると、学習データ数が10の場合、推薦精度は約10%ほど高い値を示しているが、従来手法2の推薦精度も10%ほど高くなっていることから協調フィルタリングの影響を受けて本手法での推薦精度も高くなっていると言える。このことから本提案手法の推薦精度は協調フィルタリングの影響を受けやすいのではないかと予測される。しかし、学習データ数ごとに見たとき、従来手法それぞれの推薦精度が低い場合でも提案手法では高い推薦精度を示している場合が何度か見られたことから、決定木と協調フィルタリングを組み合わせたことによる相乗効果が表れたのではないかと考えられる。

次に、図5に各手法の平均スコアを示す。

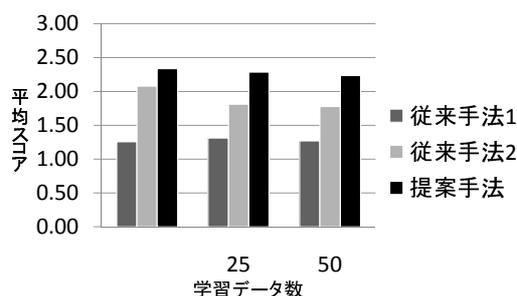


図5: 学習データ数の違いによる各手法の平均スコア

この図5から学習データ数によらず提案手法が最も高いスコアを出していることが見られる。従来手法2に関しては学習データ数が増えるごとに少しずつスコアが低くなっているような傾向が見えるが提案手法では安定したスコアを示している。これより提案手法では安定した高いスコアでの推薦を実現していると言える。推薦精度の場合では協調フィルタリングの結果に依存し、学習データ数10の時に、学習データ数が25, 50の時よりも高い値を示したが、平均スコアで見るとそのような影響は見られなかった。これより、提案手法ではそれぞれの手法に依存せず安定したサービスの質で推薦を行うことができていると考えられる。また、値としても2を超える高いスコアで安定しているのが良質なサービスを安定して推薦できていると言える。

各手法の推薦数を下の表1に示す。

表1: 各手法のサービス推薦数

学習データ数	従来手法1	従来手法2	提案手法
10	20.0	17.7	5.2
25	17.1	28.1	7.0
50	21.5	23.3	4.6

この表より提案手法では推薦数が2つの従来手法に比べかなり少ない値となった。これは協調フィルタリングで作成された推薦対象サービス群からユーザプロファイルの条件に合うものを絞り込んでいるため、当然の結果であると言える。ここで推薦されるものがサービスということ考えるとユーザは推薦されたものの中からさらに色々な要素から判断し選択する必要がある。その場合、この推薦数は少なすぎる値であるとは言い難い。むしろユーザのサービス選択における負荷を大幅に削減していると言える。

7. 考察

現在、Webサービスを選択する際に、ユーザは目的に合ったコスト、技術条件、信頼性など様々な条件を持ち、それらのニーズにあったサービスを選択する。そこでWebサービスの数が増えてくるとそのニーズに応じたサービスを選択する際の負担も大きくなる。本研究ではそれらの負荷を小さくすることを目的として推薦を行った。

そこで、ユーザに合ったサービスが推薦されていることと、サービス選択にかかる負荷を軽減することに注目し、それらを考察する指標として推薦精度、平均スコア、推薦数を用いた。実験結果からWebサービスの推薦において提案手法は推薦精度、平均スコア、推薦数の3つの指標について高い値を示した。このことからユーザの嗜好に合ったサービスが推薦され、サービス選択におけるユーザの負荷は軽減されたと考えられる。また、学習データ数の数がどの場合でも実験結果にほとんど差が見られないことから、過去に使用したサービスの数にあまり影響を受けないと考えられる。

8. まとめと今後の課題

本研究では、Web上に存在する大量のサービスの中からサービス選択を行う要素として、今まで用いられてきたQoSに加え、過去に使用したサービスの評判を用いてWebサービスを推薦するマルチエージェントシステムを提案した。その上で提案手法の有用性をシミュレーションにより検証した。これにより、主観的評価という新たな指標を取り入れた本推薦システムにより、ユーザの嗜好を考慮した推薦が可能であることを示した。

今回、過去のWebサービスの評価から新たなWebサービスの推薦を行ったが、その評価は様に蓄積されていくものであり、静的である。今後の課題としてユーザの嗜好の変化に対応した動的な推薦を行うシステムへの拡張が挙げられる。

参考文献

- [1] Xia Wang, Tomas Vitvar, Mick Kerrigan and Ioan Toma: A QoS-Aware Selection Model for Semantic Web Services, *4th International Conference on Service Oriented Computing (ICSOC2006)*, pp.390-401, 2006.
- [2] Liu Sha, Guo Shaozhong, Chen Xin, Lan Mingjing: A QoS Based Web Service Selection Model, *International Forum on Information Technology and Applications (IFITA 2010)*, pp.353-356, 2009.
- [3] 高須賀清隆, 丸山一貫, 寺田実: 閲覧履歴を利用した協調フィルタリングによるWebページ推薦とその評価, 情報処理学会研究報告, データベース・システム研究会報告2007(65), pp115-120, 2007.
- [4] 土方嘉徳, 岩濱数宏, 西田正吾: 決定木を用いた内容に基づく音楽情報フィルタリング, 情報処理学会研究報告2004(45), pp17-24, 2004.
- [5] J.Ross Quinlan: C4.5: Programs for Machine Learning, Morgan Kaufmann Publishers, 1993.
- [6] AuYeung Ching Man, Tomoharu Iwata: Trust Reraction and Product Rating on the Web, *WebDB Forum 2010*, 2010.