

注視を利用した協調フィルタリングによる興味のある情報の推薦

Information Recommendation by collaborative filtering incorporated with gaze detection

脇山 孝貴 吉高 淳夫 平嶋 宗*

Summary. Collaborative filtering is one of the information filtering techniques, which recommends information based on the evaluation of others' feedbacks whose preferences are similar to a user. The evaluation on the user's preference is often given by explicit operations by the user, and it is considered to be a burden in applying this technique for recommendation. This issue affects the granularity, i.e., degree of detail of user's feedback, since it largely depends on the easiness of acquisition of the user's feedback. As an application of the framework we implemented a system that recommends paintings to a person based on others' attention in watching paintings. The evaluation of preference is based not on individual objects(i.e. paintings) but on regions in an object (e.g., a person, a building, an animals), that is obtained by the duration of watching a region in the painting. The proposed framework enabled us to get better recommendation compared with object based recommendation.

1 はじめに

音楽, 映画, ウェブページといったユーザによって興味異なる情報の中から, 自分の興味に合った情報だけを獲得することは, 情報の量が多くなるほどユーザに負担がかかる作業となる. 多くの情報の中からユーザの興味に合った情報だけを取り出して提供する試みを情報フィルタリングと呼ぶ. 情報フィルタリングには, 内容に基づくフィルタリングと協調フィルタリングがある. 内容に基づくフィルタリングは, ユーザの興味モデルを作成し, 情報の内容とユーザの興味モデルを比較することで, ユーザの興味のある情報だけを取り出そうという試みである. しかし, 音楽や映画といったマルチメディア情報に対する興味モデルをテキスト形式で適切に記述することは困難な作業であり, 内容に基づくフィルタリングによる推薦は自分の興味モデルを明確に作成できない場合には向いていない.

これに対し, 協調フィルタリングは, ユーザがまだ知らない情報を獲得する際, 他のユーザの興味モデルに基づき情報を推薦する方法である. 協調フィルタリングでは, 自分の興味モデルと類似した他のユーザが高い評価を付けた情報は自分に役立つと考え, ユーザの興味の度合いを獲得し, 自分と類似した興味モデルをもつ他のユーザを検出し, そのユーザが高い評価を付けた情報を獲得し推薦する. 協調フィルタリングを利用すると, ユーザが興味モデルを明確に作成することができない場合でも, ユーザの興味モデルの類似した他のユーザの情報を利用するため, 自分の興味モデルに合う情報を獲得するこ

とができる.

協調フィルタリングによる推薦では各ユーザの興味モデルを作成することが必要である. そのためにはユーザの興味に関する情報が必要であり, これを獲得する方法としては, 大きく分けて3つの方法がある. 1つ目は, ユーザが直接プロフィールを作成する方法である. この方法は, ユーザが興味のあるものをプロフィールとして1つ1つ文章で書いて興味モデルを作成する作業のため, ユーザに負担がかかり, また, マルチメディア情報に対しテキスト情報で適切にプロフィールを記述することは困難な作業である.

2つ目は, ユーザが情報に対して評価を数値で入力してもらう方法であり, この評価によってユーザの興味モデルを推定する. この数値を直接入力する協調フィルタリングの研究として [1][2] が挙げられる. しかし, ユーザが多くの情報に対し1つ1つ評価を付けていく作業は, 情報を収集する活動とは別の余分な活動となる. また, ユーザが入力ミスにより自分の意思と異なった評価を付けた場合や, ユーザが信頼度の低い評価を付けた場合に, 協調フィルタリングによる推薦の精度が低くなってしまいう問題がある.

3つ目は, ユーザの情報を収集する活動を妨げることなく興味モデルを推定する方法である. この方法は, ユーザに余分な活動を行わせる必要がなく, 誤りが紛れ込みにくい, 興味についての情報をいかに入手するかが問題となる. ユーザが情報を収集する活動を妨げることなく興味モデルを推定する手法として [3] が挙げられる. [3] では, ソフトウェアを利用する際の機能実行回数が多いほど, 機能の評価を高くする. これによりユーザに明示的な入力を

求めることなく、ソフトウェア機能の評価を獲得し、有用な未使用機能を推薦するシステムを構築している。しかし、ソフトウェアを使用する際、全ユーザがよく使用する機能が存在し、その機能の実行回数の増加により評価が異常に高くなる場合がある。このとき、類似したユーザを見つけにくくなり、推薦の精度を低下させる問題がある。この問題は、ユーザによって評価に差がでなかったために生じたものであり、協調フィルタリングの対象としては、ユーザの興味の度合いの個人差が大きいものが適していると考えられる。

本稿では、ユーザに明示的な入力を求めてユーザの興味モデルを推定するのではなく、ユーザが行う自然な行動からユーザの興味モデルを推定するために人間の眼球運動に着目し、ユーザが注目した部分を検出する。人間が絵画や景色など静止している視覚情報に注目している際には特有の眼球運動が現れることが知られており、人間の眼球運動は視覚情報注目時に約300ミリ秒間以上の固視状態と、約30ミリ秒間に起こる跳躍運動を繰り返す[4]。ユーザが注目している領域には興味があり、また同じ領域に長い時間注目しているほど、興味の度合いが大きいと考え、注目している領域と注目時間によりユーザの興味モデルを推定する。

ユーザの注目している領域を獲得する方法として、ユーザの注目状態と視線の検出を行い注目部分に関する情報を提示するAR(Augmented Reality: 拡張現実感)システム[5]がある。[5]を利用し、絵画鑑賞を一例として、絵画中に描かれている注目対象からなる領域(以下、部分領域と呼ぶ)をあらかじめ定義しておき、ユーザの各絵画の部分領域に対する注目時間よりユーザの興味モデルを推定する。部分領域の例を図1に示す。図1の絵画中の線で囲まれた部分が、部分領域である。興味モデルを推定する際に絵画全体への評価を1つの値として算出するよりも、絵画の部分領域ごとの興味の度合いを測ることでユーザの興味モデルをより細かく推定することができ、協調フィルタリングの推薦の質を向上させることができると考えられる。

本稿では、絵画鑑賞時にユーザが明示的な入力をすることなく、ユーザの行う自然な動作により興味モデルを推定する方法について述べる。さらに、ユーザの絵画全体の興味モデルではなく、絵画の部分領域単位の興味モデルを推定することで、ユーザの興味を細かく反映することができると考え、ユーザの興味モデルと相関の高い興味モデルを持つ他のユーザが高い興味の度合いを示した部分領域を持つ絵画を推薦する協調フィルタリングシステムを提案する。

本稿では、まず2章でシステムの構成を述べ、3章で注目状態の検出と注視点、注目時間の算出について述べる。4章では部分領域への興味の度合いとユーザの相関の算出方法について述べ、5章ではイ



図 1. 絵画の部分領域

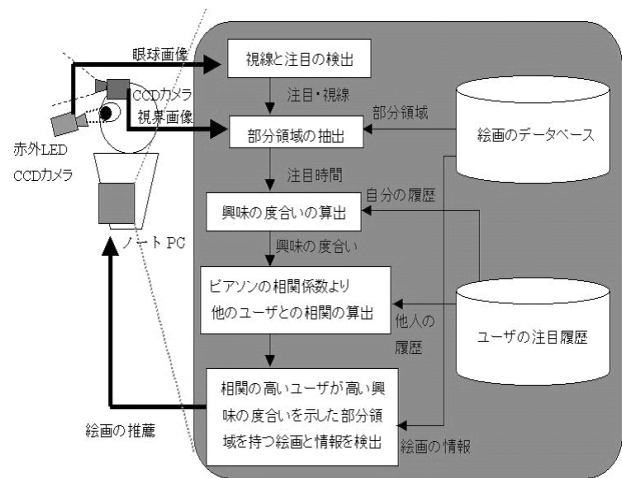


図 2. システム構成

ンターフェースについて述べる。6章では提案手法の実験と評価を行い、最後に7章でまとめと、今後の課題を述べる。

2 システム構成

システムの構成を図2に示す。絵画のデータベースには各絵画の部分領域の頂点座標、各絵画の作者・作品名、ゴシック、ルネサンスなどの様式、肖像画や風景画といった分類に関する情報が蓄えられており、ユーザの注目履歴ベースには各絵画の部分領域に対する注目時間と興味の度合い、他のユーザの各絵画の部分領域に関する興味の度合いが蓄えられている。

使用したPCは、CPUがPentiumIII、500Mzのノート型PCであり、処理する映像データのフォーマットは、フレームサイズは2台のカメラとも160×120[pixel]、処理速度は10[fps]である。画角は左右方向が40°、上下方向が31°である。なお、眼球を撮影する画像(以下、眼球画像と呼ぶ)は256階調グレースケール、視界を撮影するカメラの画像(以下、視界画像と呼ぶ)は24bit colorである。

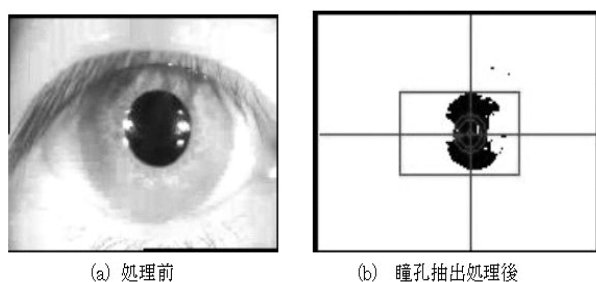


図 3. 眼球画像より抽出した瞳孔領域

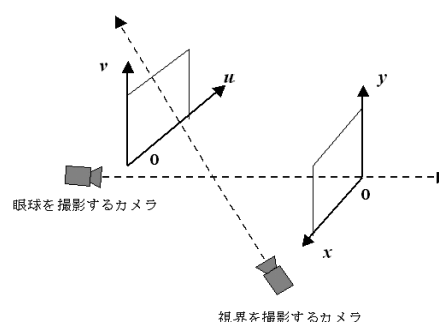


図 4. 画像座標系

3 注目の検出と注視点分布, 注目時間の決定

[4] より人間は興味, 関心のある場所に注目を行うことがわかっており, 本稿では絵画の部分領域への注目時間が長いほど, 興味の度合いが高いと考え, 絵画の部分領域への注目時間を計測する. そのため視線の位置を獲得し, 絵画の部分領域に対し注目しているかどうかを判断する必要がある. ユーザが部分領域に注目していることを検出するために, 眼球を撮影するカメラを用いて眼球画像から部分領域注目時の瞳孔の動きの検出を行い, 視界を撮影するカメラより獲得された視界画像との対応を取ることで, 眼球画像と視界画像よりどの部分領域に注目しているかを判別する. そして, 注目状態であると検出されたときの, 注目開始時から注目終了時までを注目区間とする.

まず, ユーザの瞳孔を検出し, 注視点を算出し, 注目区間の注視点の広がりである注視点分布を検出する. そして, あらかじめ定義した絵画の部分領域に対する注目時間を計測する.

3.1 瞳孔の検出および注視点座標

3.1.1 瞳孔の検出

ユーザの視線の検出は, 瞳孔の位置を検出することによって行う. 視線の位置を求めるため, 眼球に赤外線を照射することで瞳孔と虹彩のコントラストを強調し, 眼球画像の二値化処理によって, 瞳孔領域を抽出する. そして瞳孔領域の重心座標を瞳孔の位置とする. 眼球画像より抽出した瞳孔領域を図 3 に示す.

3.1.2 注視点座標

注視点座標とは視界画像中のどこにユーザが視線を合わせていたかを表す視界画像上の座標 (以下, 注視点座標と呼ぶ) である. 注視点座標は瞳孔領域の重心座標と 2 つのカメラの相対関係から求める. 2 つのカメラの位置関係は, ユーザが正面を見ているときの眼球とそのときの視界の中心がそれぞれのカメラ画像において中心に映るようにする. 眼球を撮影するカメラと視界を撮影するカメラの座標系の関

係を図 4 に示す. 瞳孔領域の重心座標の位置と, その時の視界画像上でのユーザのしている位置を対応させることで注視点座標を求める.

3.1.3 注目状態の検出

固視・跳躍運動が繰り返し現れている状態を検出することで, 注目状態を検出する. 瞳孔の位置が 3 フレーム間 (約 300 ミリ秒) 動かない, もしくは微小な動きであり, 4 フレーム目で跳躍したという状態を検出し, 固視・跳躍を検出する. 固視・跳躍が連続して 3 回以上検出されたとき, 注目状態と判定する. ただし 3 フレーム間で, 瞳孔の位置の移動が視角にして 2.1° 未満であれば固視とみなし, 2.1° 以上移動すれば跳躍したとみなす. 跳躍が生じてから 3 秒以内で次の跳躍が生じた場合, 固視・跳躍が連続したと判断する. システムが固視・跳躍を検出してから, 連続したと判断しなくなるまでを一注目動作とする.

3.2 注視点分布と注目時間

ある注目区間における注視点の広がりを注視点分布とする. 注視点分布を図 5 に示す. 絵画の部分領域への注目時間は, 注目の開始から終了までの時間を計測することによって求めることができる. 一注目動作中に 2 つ以上の領域に対し注目した場合, 一注目動作中の全注視点のうち, 各部分領域の中に存在する注視点の数を調べ, 一注目動作中の各部分領域に対する注目時間の割合を調べる. 一注目動作での注目時間に注視点の割合を掛けることで, 一注目動作での部分領域への注目時間を算出し, 2 つ以上の部分領域にまたがり注目した場合でも, その絵画中の 1 つ 1 つの部分領域に対する注目時間を正確に計測できる. 一注目動作毎の各部分領域への注目時間の合計を算出し, これを部分領域への注目時間とする.

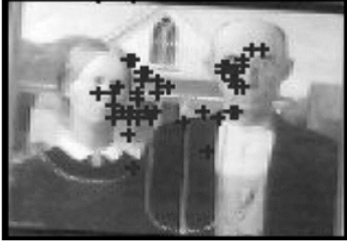


図 5. 注視点分布

4 協調フィルタリングを用いた推薦

ユーザの興味モデルはユーザの興味の度合いの集合であり、ユーザの興味の度合いを予め定義した各絵画の部分領域に対する注目時間より獲得する。絵画の部分領域に対するユーザの注目時間の長さをユーザの興味と考え、他のユーザの各絵画の部分領域に対する興味の度合いの相関を算出する。興味モデルが類似した他のユーザが高い評価をつけた部分領域をもつ絵画を推薦する。

まず、絵画鑑賞における絵画の部分領域の注目時間より、部分領域に対する興味の度合いを算出し、他のユーザとの相関を算出する。

4.1 部分領域に対する興味の度合い

絵画の部分領域への興味の度合いは、3.2節で述べた絵画の各部分領域への注目時間を計測することにより測定する。これより、ユーザが明示的な入力をすることなく興味の度合いを獲得することができる。絵画 i 内の部分領域 j を i_j とし、ユーザ A の i_j への興味の度合いを $intA(i_j)$ とする。ユーザ A の i_j への注目時間 $t(i_j)$ と、ユーザ A が絵画鑑賞を始めてから、今までに見た絵画の各部分領域に対する平均注目時間 \bar{t} より $intA(i_j)$ を次の式 (1) で求める。

$$intA(i_j) = \frac{t(i_j)}{\bar{t}} \quad (1)$$

注目時間をそのまま興味の度合いとした場合、興味の度合いを正確に測定できない。なぜなら、絵画鑑賞に費やす時間は個人差があり、異なる二人が同じ時間だけ部分領域を注目したとしても、興味を惹かれているか判断することはできない。このため注目時間だけでは、正確に興味の度合いを表しておらず、他のユーザと相関を求めるときに、正しい相関を算出することができない。この問題を解決するために注目時間を、そのまま部分領域に対する興味の度合いとして算出するのではなく、各絵画の部分領域への平均注目時間を算出し、正規化を行い興味の度合いを算出している。

4.2 相関の算出

自分と他のユーザの絵画の部分領域への興味の度合いを比較することにより、ユーザの興味モデルが類似しているかどうかをピアソンの相関係数を用いて算出する。ユーザ A が絵画鑑賞を始めてから、今までに鑑賞した絵画の部分領域に対する興味の度合いの平均を \overline{intA} とするとき、ユーザ A とユーザ B の相関 r_{AB} を式 (2) に示す。 r_{AB} は $[-1, 1]$ 実数値をとり、値の絶対値が大きいほど、相関が強いことを表す。正の相関が大きいほど、二者の興味モデルが類似していることを表しており、負の相関が大きいほど、二者の興味モデルが類似していないことを表している。また、中間の値である 0 の値は、興味モデルが類似しているかどうかどちらともいえない場合である。

$$r_{AB} = \frac{\sum_{i,j} (intA(i_j) - \overline{intA})(intB(i_j) - \overline{intB})}{\sqrt{\sum_{i,j} (intA(i_j) - \overline{intA})^2} \sqrt{\sum_{i,j} (intB(i_j) - \overline{intB})^2}} \quad (2)$$

一般に協調フィルタリングによる情報の推薦では、負の相関の高いユーザから自分の興味モデルと類似していない他のユーザを検出し、負の相関の高いユーザが低い評価を付けた情報は、正反対の興味モデルのため自分には評価が高くなると考え、その情報を推薦する。しかし、絵画鑑賞において、絵画の正反対の属性（作者や印象派といった様式など）が存在するかどうかを判断することは難しく、自分と負の相関が高い他のユーザが正反対の興味モデルであるとは限らない。よって負の相関の高いユーザからの情報を推薦に利用せずに、正の相関の高いユーザのみを推薦に利用する。

4.3 絵画の推薦

絵画の部分領域への注目時間から興味の度合いを算出し、興味の度合いよりユーザの興味モデルが類似しているかをピアソンの相関係数により算出する。これより、自分の絵画の部分領域への興味モデルと相関の高い他のユーザを検出することができる。

本手法により推薦する絵画は、自分と正の相関の高い一人一人のユーザの同じ絵画の部分領域に対する興味の度合いの総和を算出し、この合計した数値が高い絵画の部分領域を持つ絵画である。相関の高いユーザが高い興味の度合いを示した部分領域をもつ絵画は全て推薦することが可能であるが、現在のインターフェース上では一度に推薦する枚数を 3 枚としている。

5 インターフェース

システムのインターフェースを図 6 に示す。図 6 の画像のうち、〈1〉の 2 枚の画像は、眼球画像と 3.1.1 で述べた視線検出結果であり、〈2〉の 2 枚の画像は、視界画像と、視界画像上での視線の位置を表示して

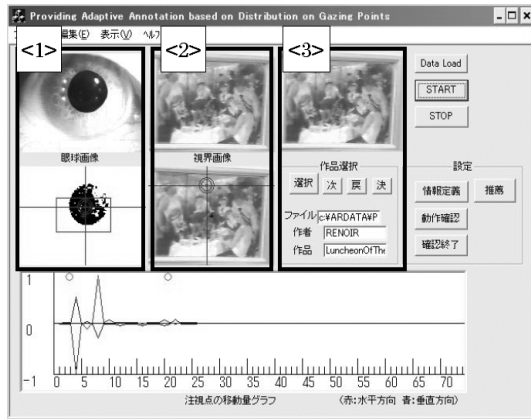


図 6. 視線と絵画の抽出



図 7. 絵画推薦インターフェース

いる。ユーザは一枚の絵画を鑑賞する前に、〈3〉の画像とその下に配置されているボタンを使ってインターフェースを通して鑑賞する絵画を選択する。下のグラフは注視点の移動量を表している。ユーザは鑑賞する絵画を選択した後、start ボタンを押し絵画鑑賞をはじめ、鑑賞を終えると stop ボタンを押す。システムはその間の時間を計測している。ユーザが絵画の鑑賞を終え、絵画の推薦を受けたいときに推薦ボタンを押すと、絵画鑑賞を始めたときから今までの絵画の部分領域に対する興味のモデルに基づき、絵画が推薦される。絵画推薦のインターフェースを図 7 に示す。図 7 上部には、推薦ボタンを押した時に注目した絵画の画像が示されており、その絵画の作者・作品名などの情報、ユーザが興味を惹かれた部分領域を文字情報として提示している。下部 3 枚の画像は協調フィルタリングによって得られた相関の高いユーザが高い評価を付けた絵画のうち、評価が高い順に絵画を 3 枚推薦する。さらに 3 枚の絵画に対する作者・作品名などの情報も表示する。下部 3 枚画像の右に配置されたボタンにより、3 枚の画像を次に評価が高い順番の 3 枚に切り替えることが可能である。

6 評価実験

本稿では、ユーザが興味のある領域に対し注目し、注目時間が長いほどユーザの領域に対する興味の度合いが高いと考えている。ユーザの絵画への注目時間が絵画への興味モデルを反映しているか、さらに絵画単位の興味モデルによる絵画の推薦と、絵画の部分領域単位の興味モデルによる絵画の推薦では、どちらがよりユーザの興味モデルを反映した推薦を行っているか実験を行い評価した。

6.1 評価方法

絵画の部分領域単位での興味の度合いを注目時間から算出し、絵画を推薦する本手法の有効性を、

$ndpm$ (Normalized Distance-based Performance Measure) [6] により評価した。 $ndpm$ はユーザ A がシステムに求める理想の推薦 R_A とシステムがユーザに行う推薦 R'_A との差異を表す値である。ユーザがシステムに求める理想の推薦とは、ユーザの興味モデルを反映した推薦の順番、すなわち、ユーザの好みの絵画の順番であり、システムがユーザに行う推薦とは、協調フィルタリングによる推薦される絵画の順番を表す。 $ndpm$ は $[0, 1]$ の実数値をとり、値が小さいほど R_A と R'_A の差異が小さい、すなわち、推薦の質が良くユーザの求めているものと一致することを表す。また、 $ndpm$ 値の中間の値である 0.5 はランダムに絵画を推薦した場合の理論値である。実験では、 n 枚の絵画に対してユーザが付けた絵画の好みの順番と、協調フィルタリングによって推薦された絵画の順位が異なる組数を m とし、 $ndpm$ を算出する。式 (3) に $ndpm$ を算出する式を示す。

$$ndpm = \frac{m}{nC_2} \quad (3)$$

6.2 絵画全体の興味の度合い

個々の絵画全体への注目時間からユーザの興味の度合いを算出し、これを絵画単位のユーザの興味モデルとすることで、協調フィルタリングを行う推薦の精度を算出し、提案手法と比較する。絵画全体への興味の度合いを絵画全体への注目時間より算出する方法として、ユーザ A の絵画 i への注目時間を $t_A(i)$ とし、またユーザ A が今までに見た絵画の平均注目時間を \bar{t}_A とするとき、ユーザ A の絵画 i への興味の度合い $IntA(i)$ を式 (4) に示す。

$$IntA(i) = \frac{t_A(i)}{\bar{t}_A} \quad (4)$$

絵画全体への興味の度合いを用いて、ピアソンの相関係数より他のユーザとの相関を算出する。ユーザ A が今までに鑑賞した絵画全体の興味の度合いの

平均を \overline{IntA} とするとき、ユーザ A とユーザ B の相関 R_{AB} を式 (5) に示す。

$$R_{AB} = \frac{\sum_i (IntA(i) - \overline{IntA})(IntB(i) - \overline{IntB})}{\sqrt{\sum_i (IntA(i) - \overline{IntA})^2} \sqrt{\sum_i (IntB(i) - \overline{IntB})^2}} \quad (5)$$

6.3 実験

あらかじめ用意した A3 サイズの絵画 21 枚に 2 個から 4 個の部分領域を用意し、被験者 20 人に対して以下に述べる実験を行った。最初に被験者が 16 枚の絵画を鑑賞する。被験者と絵画の距離は 50cm である。これをユーザの履歴とし、各絵画の注目時間と各絵画の部分領域への注目時間から、ユーザの絵画全体の興味モデルと絵画の部分領域への興味モデルを測定する。16 枚の絵画を鑑賞した後、残りの 5 枚の絵画に対して、被験者に今までに注目した絵画の興味度合いに沿って絵画の好みの順番を決めてもらう。これをユーザが求める推薦 R_A とする。また同じ 5 枚の絵画に対し、提案手法による絵画の推薦順位を R'_A とし、 $ndpm(R_A, R'_A)$ を求める。同様に、絵画単位の興味に基づく協調フィルタリングシステムによる絵画の推薦順位を R''_A とし $ndpm(R_A, R''_A)$ を求める。これらを算出することで、絵画の部分領域単位の推薦と絵画全体単位の推薦を比較し、ユーザの興味をどれだけ反映しているかを調べる。

6.4 実験結果

提案手法による推薦の精度 $ndpm(R_A, R'_A)$ の平均値、絵画全体への注目時間よりユーザの興味モデルを作成し、絵画を推薦する精度 $ndpm(R_A, R''_A)$ の平均値、ランダム推薦による理論値を表 1 に示す。

表 1. 協調フィルタリングによる推薦の精度。

	提案手法	絵画全体の興味 による推薦	ランダム 推薦
$ndpm$	0.27	0.35	0.50

これよりユーザの注目時間を興味モデルとして推定することは、ユーザの興味を反映しており、注目時間を興味モデルとして絵画を推薦する協調フィルタリングシステムの有効性を示せた。さらに、絵画全体への注目時間を興味モデルとして協調フィルタリングを行うよりも、絵画の部分領域への注目時間を興味モデルとして協調フィルタリングを行う提案手法は精度が良かった。これにより、絵画全体への注目時間より、絵画の部分領域への注目時間を計測する方法は、よりユーザの興味モデルを反映しているといえ、提案手法の有効性が示せた。

7 まとめと今後の課題

本稿では、ユーザの絵画の部分領域への注目時間を、部分領域への興味度合いとして測定し、ユーザの明示的な入力なしに、絵画の部分領域への興味モデルを作成することで、ユーザの興味モデルに基づき絵画を推薦する方法について述べた。推薦する絵画は、ユーザ同士の興味モデルが類似しているかを相関係数により算出し、相関の高い他のユーザが高い評価の部分領域を持つ絵画とした。これより、絵画鑑賞時にユーザの興味モデルに基づいた絵画を部分領域単位で推薦することができるようになった。実験により、絵画単位の興味モデルによる推薦と絵画の部分領域単位の興味モデルによる推薦を比較し、部分領域単位の興味モデルによる推薦が絵画単位の興味モデルによる推薦よりもユーザの興味モデルを反映した推薦になっていることを確かめた。

今後の課題として、現在のシステムよりもユーザの興味モデルを反映した推薦を行う方法として、絵画の部分領域に描かれた内容をシステムが判断することによって、現在鑑賞した絵画と同じ内容をもつ絵画の推薦があげられる。提案手法ではユーザの絵画の部分領域への注目時間を計測しているが、部分領域に描かれた内容を判断していない。描かれた内容をシステムが判断することで、推薦する絵画を選ぶときに、現在鑑賞した絵画と同じ内容の絵画を推薦することが可能となり、推薦の質のさらなる向上をもたらすと考えられる。本手法の応用例として現在は絵画鑑賞における絵画の推薦を行っているが、3次元のマッチングを行うことができるならば、彫刻など3次元の美術品へ注目時に協調フィルタリングシステムによる推薦が考えられる。

参考文献

- [1] A. Kohrs, B. Meriald. Using category-based collaborative filtering in the Active WebMuseum. Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Exposition, Vol. 1, pp. 351-354, 2000.
- [2] M. Balabanovic, Y. Shoham. Fab:Content-based Collaborative Recommendation. Communications of the ACM, Vol. 40, No. 3, pp. 66-72, 1997.
- [3] 大杉直樹, 門田暁人, 森崎修司, 松本健一. 協調フィルタリングに基づくソフトウェア機能推薦システム. 情報処理学会論文誌, Vol. 45, No1, pp. 267-278, 2004.
- [4] 池田光男. 眼はなにを見ているか. 平凡社, 1988.
- [5] 竹村知晃, 吉高淳夫, 平嶋宗. 注視点分布に基づく適応的な注釈情報の提示. インタラクティブシステムとソフトウェア XII, 日本ソフトウェア科学会 WISS2004, pp. 19-24, 2004.
- [6] Y. Y. Yao. Measuring Retrieval Effectiveness Based on User Preference of Documents. Journal of the American Society for Information Sciences, Vol. 46, No. 2, pp. 133-145, 1995.