JAIST Repository
https://dspace.jaist.ac.jp/

Title	注目の検出に基づいた興味モデルの作成と絵画推薦
Author(s)	脇山，孝貴；吉高，淳夫；平嶋，宗
Citation	情報処理学会論文誌，48(3)：1048-1057
Issue Date	2007-03-15
Type	Journal Article
Text version	publisher
URL	http://hdl.handle.net/10119/7779
Rights	社団法人　情報処理学会，脇山孝貴／吉高淳夫／平嶋宗，情報処理学会論文誌，48(3)，2007，1048-1057. ここに掲載した著作物の利用に関する注意：本著作物の著作権は（社）情報処理学会に帰属します。本著作物は著作権者である情報処理学会の許可のもとに掲載するものです。ご利用に当たっては「著作権法」ならびに「情報処理学会倫理綱領」に従うことをお願いいたします。 Notice for the use of this material: The copyright of this material is retained by the Information Processing Society of Japan (IPSJ). This material is published on this web site with the agreement of the author (s) and the IPSJ. Please be complied with Copyright Law of Japan and the Code of Ethics of the IPSJ if any users wish to reproduce, make derivative work, distribute or make available to the public any part or whole thereof. All Rights Reserved, Copyright (C) Information Processing Society of Japan.
Description	

JAIST
JAPAN
ADVANCED INSTITUTE OF
SCIENCE AND TECHNOLOGY

Japan Advanced Institute of Science and Technology

注目の検出に基づいた興味モデルの作成と絵画推薦

脇山孝貴† 吉高淳夫† 平嶋宗†

協調フィルタリングではユーザの振舞いから興味モデルを推定し，他のユーザの興味モデルと比較し，興味モデルが類似したユーザが高い評価をした情報を推薦する．情報に対するユーザの評価の獲得は，評価を数値などで入力する方法が一般的であるが，それは本来必要ない活動となるためユーザの通常の行動から興味を推定する方法について研究が進められている．本稿では，絵画を対象とし，絵画のユーザの評価を暗黙的に獲得する方法として，ユーザの注目時の眼球運動に着目した方法を提案する．絵画などの美術作品注目時には，特有の眼球運動が現れることが知られており，これを考慮し，(1) 注目状態を検出することで興味の発生を推定し，(2) 注目対象を検出することで興味の対象を検出し，(3) 注目時間を使って興味の度合いを算出することで，ユーザの興味モデルを作成し，協調フィルタリングによる視覚情報の推薦をする手法を実現している．さらに，絵画単位ではなく，部分領域単位で興味モデルを作成することで，ユーザの興味モデルをより詳細に反映し推薦することができると考え，部分領域単位の興味を獲得している．評価実験により，部分領域単位の興味モデルの作成が絵画単位の興味モデルによる推薦よりも有効であることを確認し，さらに暗黙的に評価を獲得する本手法が，明示的に評価を入力した場合と同程度の推薦を行うことができることを確認した．

Acquisition of User Interest Model for Painting Recommendation Based on Gaze Detection

Koki Wakiyama,† Atsuo Yoshitaka† and Tsukasa Hirashima†

Collaborative filtering is a technique applied in information recommendation. In the filtering, others' interest models whose characteristics are similar to the target user are picked up, and the information whose interest model evaluated as similar to that of the target user's is recommended. A user model is usually constructed by specifying evaluation for information explicitly as numerical values, however, that process is unnecessary for his/her primary task. Therefore, methods for implicit construction of user model for inferring users interest are studied. In this paper, we proposed a method for information recommendation by implicit construction of user model of preference for paintings based on eye movement. Proposed method (1) detects the state of being interested by gaze detection, and (2) detects the target of interest by gaze point extraction. After that, it (3) constructs a person's interest model for information recommendation by measuring gaze duration as preference measure. Furthermore, fine grained collaborative filtering is achieved by sub-region based preference acquisition for target object. Experimental result indicated that the sub-region based construction of interest model outperforms of object-based interest model, and implicit construction of user model is comparable to the explicit construction of user model.

1. はじめに

蓄積された情報の中から，ユーザにとって興味ある情報を見つけ出し，積極的に提供しようという試みの1つとして，「情報推薦」に関する研究がさかんに行われるようになってきている[1)~3)]．この「情報推薦」を実現するアプローチの1つとして，協調フィルタリングがある[2)]．協調フィルタリングとは，あるユーザ（ユーザ A とする）が目的とする情報に対する興味のモデルを，ユーザ A の情報に対する評価の集合ととらえたうえで，ユーザ A と興味のモデルの類似性が高い他のユーザ（つまり，個々の情報に対する評価の高低などがユーザ A の評価と高い度合いで一致するユーザ，ユーザ B とする）を情報に対する興味において似ていると仮定し，ユーザ B が高く評価しており，かつユーザ A が知らない情報を推薦するといった枠組みである．この枠組みでは，各ユーザが適切に情報収集および評価をする互いの活動の結果，より質の高い情報の推薦を可能にしている意味で協調的と呼ばれている．この協調フィルタリングは，対象となる個々の情報やユーザの振舞いについての詳しい分析を必要

† 広島大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Hiroshima University

としない方法であるため，対象となる情報やそれらの情報に対するユーザの振舞いを分析することが比較的困難であるといえる情報，たとえば映画や音楽，あるいは Web ページなどの推薦においてよく用いられている[3)〜12)]．

この協調フィルタリングにおいては，1 つ 1 つの情報に対するユーザの興味の度合いをどのようにして獲得するかが，最も重要な課題の 1 つとなっている．興味の度合いに関する情報をより精度高く，より多く獲得するためには，その情報を獲得するためだけの作業をユーザに行ってもらうのではなく，ユーザが自発的に行っている目的とするタスク（ここでは情報収集活動を想定する）から，その収集した情報に対する評価を獲得することが望ましいといえる．そのような獲得方法は，(1) ユーザに対して明示的な評価入力を求める方法[4)〜6)]（以下，直接入力法と呼ぶ）と (2) ユーザの振舞いから暗黙的に興味の度合いを推定する方法[7)〜12)]（以下，推定法と呼ぶ）に分けることができる．

(1) の直接入力法においては，たとえば，映画や音楽などに対する評価を，ユーザに明示的に入力させることになる．この直接的な入力の方法は，さらに，(1a) 事後入力法と，(1b) 進行時入力法，に分けることができる．事後入力法とは，一連の情報収集活動のあとで，収集した情報についての評価をアンケートなどの形式で入力させるものであり，進行時入力法は，情報収集活動の最中に，収集した情報についての評価を入力してもらう方法である．ユーザの活動を阻害しないという点においては事後入力法が優れているが，事後の評価であるため情報収集から評価入力までの時間の経過により信頼性が低下することも考えられ，また，それ自体が本来の活動とは関係のない余分な活動であることから，評価の安定性，信頼性をつねに期待することは難しいと考えられる．進行時入力法は，情報収集活動において情報に対する評価を行っている最中にその評価を入力させるものであり，高い信頼性を期待できる反面，本来のユーザの活動を阻害してしまっているという問題点がある．

(2) の推定法は，ユーザの情報収集活動を直接的に阻害することなく，その活動からシステムがユーザの興味を推定することを目指している．推定法を利用して，ユーザの興味を推定し，それにより情報を推薦する例として，文献 7) では，ソフトウェアの未使用機能をユーザに推薦することを目的としている．ユーザの各機能に対する必要性を各機能の実行回数から判定し，同種の機能を同じような頻度で利用するユーザ同士は，あるソフトウェア機能に対する需要が類似するとの仮定の下で，未使用機能の推薦を行っている．また，文献 8)〜12) では，ハイパーテキストや Web のページの推薦を目的として，Web ページのアクセス履歴に基づく興味モデルの作成手法を提案している．これらは，推定法を用いた情報推薦の実現例あるいは可能性を示すものといえるが，計算機が提供する情報に関する収集活動を対象としたものであった．このため，ユーザの情報収集活動に関連した振舞いなどのデータを得ることは比較的容易であるといえる．

従来の計算機が提供する情報に関する収集活動を対象としたものに対して，著者らは，実世界のオブジェクトに関するユーザの情報収集活動を対象とした情報推薦を実現することを目指している．例として，視線検出の結果を用いた情報推薦の可能性を示唆するものがある[3)]．本研究ではそれを実現する 1 つの手法として，絵画の鑑賞活動において，ユーザの視線や注目の有無からユーザの興味を推定し，その推定に基づいてユーザが興味を持つと思われる絵画を協調フィルタリングによって推薦することを目指している．

絵画などの静止物の鑑賞においては，その静止物の鑑賞時間が興味の度合いを表す有用な指標になると考えられる．また，同じ絵の鑑賞においても，どの部分に興味を持ったかは，ユーザによって異なってくることも予想され，絵画単位ではなく，その構成要素単位の興味を獲得することは推薦の精度を向上させると考えられる．そこで，本研究では，鑑賞部分を抽出したうえで鑑賞部分単位の鑑賞時間を計測し，それによりユーザの興味のモデルを作成する．そして，このモデルを用いた協調フィルタリングによる絵画推薦を実現する．この鑑賞時間および鑑賞部分の抽出のために，注目状態と停留点の検出技術を用いる[13)]．

本稿では，まず 2 章で注目の検出と停留点，注目時間の算出について述べる．3 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，4 章ではシステム構成とインタフェースについて述べる．5 章では提案手法の実験と評価を行い，最後に 6 章でまとめと，今後の課題を述べる．

2. 注目の検出

絵画鑑賞において，ユーザがある絵画の前に立っている状態を考えた場合，それを検出するだけでは，その絵画のどの部分を見ているのかということだけでなく，その絵画に興味があり実際に見ているのかどうかすら判断することはできない．そこで，視線検出によりそれを判断することが考えられる．アイカメラのようなデバイスを用いれば，視線の先がどこかを判定す

ることが可能となり，絵画が視線の先にあること，そして，絵画のどの部分が視線の先にあるか，といったことが検出可能である．先行研究である文献 14) では，文章や動物体，図形などを注目しているときのユーザの眼球運動の特徴を獲得している．文献 15) では視線と停留点を用いて，停留時間により興味度を推定しブラウジング支援を行っている．アイカメラを用いたユーザの行動の分析は，多くの場合，このような方法で成功を収めている[14)~18)]．しかしながら，これらの分析においては，視線のある先をユーザが注目していることを前提としているが，美術作品を見ている場合，実際には視線の先に対象物があるとしても，その対象物を必ずしも興味があって見ているわけではない「拡散的な探索」と呼ばれる眼球運動があることが知られている[19)]．文献 19) では，絵画を鑑賞している際には「拡散的な探索」と「特定的な探索」と呼ばれる眼球運動が起こると述べられている．「拡散的な探索」は作品の内容とは関係なく起こる眼球運動で，停留点が広い領域に分散し停留時間が短いこと，一方「特定的な探索」はその部分に興味があって起こる眼球運動であり，停留時間が「拡散的な探索」と比較し長くなると述べられている．したがって本研究では，絵画鑑賞中の「興味があって見ている」状態だけを抽出することが重要な課題となる．本研究では，この「興味があって見ている」状態を「注目状態」と呼ぶ．

人間が，絵画や風景など静止している視覚情報を注目している場合，約 300 ミリ秒間以上の停留と，約 30 ミリ秒間に起こる跳躍運動を繰り返すといった特徴的な眼球運動が現れることが知られている[20)]．また文献 15) では，領域に対する停留時間が長ければ長いほど，より高い興味があるといわれている．本研究でも同じ領域に長い時間注目しているほど，その領域に対する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を獲得することにより，ユーザの興味モデルを暗黙的に作成する．

興味を獲得する方法には，注目時間を用いる方法のほかに瞬目や瞳孔面積の変化より獲得する方法があり[21)]，文献 22) では瞳孔面積が興味により変化することがいわれている．また，精神的，心理的変化を獲得する方法として視線情報を利用する方法のほかに心拍数，呼吸，発汗，表情などの変化を比較する方法がある[23)~25)]．これらを利用して興味を獲得する方法が考えられるが，本研究では絵画の構成要素ごとに興味を獲得することを目指しており，上記のような方法では構成要素の興味を獲得できないため適していない．

以下に，注目している領域，ユーザの視線の検出方法および停留点座標の算出方法，注目状態の検出，注目時間の計測方法について述べる．

2.1 部分領域

暗黙的にユーザの興味モデルを推定する際に，絵画に対する興味を絵画単位で 1 つの評価として表すよりも，絵画の部分領域単位で興味の度合いを測ることでユーザの興味モデルをより詳細に作成することができ，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．その方法として，絵画中に描かれている注目対象候補となる部分領域（以下，部分領域と呼ぶ）をあらかじめ定義する．そして各絵画の各部分領域に対するユーザの注目状態を検出し，注目時間より興味の度合いを獲得することでユーザの興味モデルを作成する．

部分領域の定義については現在明示的に行っている．本研究で定義した部分領域は以下の 2 つの条件を満たすものとしている．1 つ目の条件は部分領域の大きさが視角にして 6° 以上，部分領域と部分領域の間隔は視角にして 1° 以上で定義しなければならないことと，2 つ目の条件はたとえば絵画中に「家」が描かれていた場合，その「家」全体を構成要素の 1 つのまとまりとして部分領域を定義しなければならないことである．1 つ目の条件は実験システムの性能を実験的に調べたうえで設定した条件で，この条件を満たすと 98%と精度良く判別することができる[13)]．2 つ目の条件については，複数のユーザに部分領域を作成してもらい，ユーザによって部分領域に差がでないこと予備実験で確認し，部分領域の妥当性を確認している．

なお本実験システムの一部として部分領域を作成するツールを用意しており，1 枚の絵画に 3 つの部分領域を定義する場合の作業時間は 1 分程度である．

部分領域の例を**図 1**☆に示す．図中の太線で囲まれた部分が部分領域であり，この絵画には 3 つの部分領域が定義されている．このような部分領域ごとの興味を検出することにより，絵画中の建物や湖などのどの部分に対して興味を持っているのかが興味モデルとして表せることになる．

2.2 視線の検出および停留点の算出

ユーザの視線の位置を検出するために，眼球を撮影するカメラより獲得された画像（以下，眼球画像と呼ぶ）から瞳孔領域の位置を検出し，視界を撮影するカメラより獲得された画像（以下，視界画像と呼ぶ）との対応をとる．ユーザの視線の検出のために，まず瞳孔の位置を検出する．眼球に赤外線を照射することで

☆ 使用した絵画は Lake（Polle）．

図 1 絵画の部分領域
Fig. 1 Sub-regions in a painting.

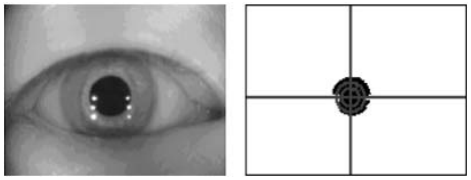

図 2 眼球画像と瞳孔領域
Fig. 2 Eye image and pupillary region.

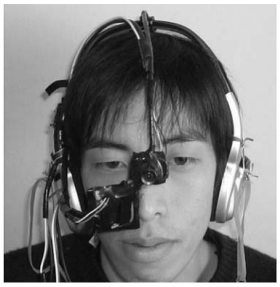

図 3 カメラ装着時の様子
Fig. 3 Setting up cameras.

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の例を**図 2** に示す．

瞳孔の位置より視界画像中におけるユーザが視線を合わせていた視界画像上の座標である停留点座標を求める．停留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．カメラ装着時の様子を**図 3** に示す．瞳孔領域の重心座標の位置と，そのときの視界画像上でのユーザの見ている位置の対応をとることで停留点座標を求める．

使用した PC は，CPU が PentiumⅢ，500 MHz 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]，2 つのカメラのフレームレートは各 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，眼球画像は 256 階調グレースケール，視界画像は 24 bit color である．

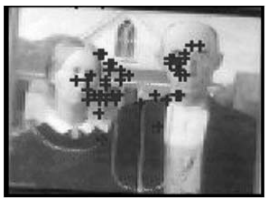

図 4 注目点の分布
Fig. 4 Distribution of gazing point.

2.3 注目状態の検出

本研究では「特定的な探索」つまり注目状態における眼球運動のみを獲得している．予備実験より，注目状態の際，人間の眼球運動における停留は約 3 秒以内であること，300 ミリ秒–3 秒間の停留が跳躍をはさんで 3 回以上連続する傾向があることが分かっている．これより 300 ミリ秒–3 秒間の停留を連続して 3 回以上検出したとき，その 1 回目の停留の開始時点を注目状態の開始と判定している．跳躍が起こった後の 3 秒以内に 300 ミリ秒–3 秒間の停留が起こらなかった場合（つまり 300 ミリ秒未満もしくは 3 秒より大きい停留の場合）に，直前の 300 ミリ秒–3 秒間の停留の終了時点を注目状態の終了と判断し，この区間を「特定的な探索」とし検出している．

人間は，静止物体をじっと見ている場合でも不随意に細かに眼球が運動する固視微動が起こるため，この固視微動の影響を考慮するために 300 ミリ秒間で，瞳孔の位置の移動が視角にして 2.1° 未満であれば停留と見なし，2.1° 以上移動すれば跳躍したと見なした．この値も予備実験により決定した．

2.4 停留点分布と注目時間

注目開始時から注目終了時における停留の広がりを停留点分布とする．停留点分布の例を**図 4**☆に示す．図中の「＋」が停留点である．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．1 注目動作中に 2 つ以上の領域に対して注目した場合は，その全停留点のうち，各部分領域の中に存在する停留点の数を調べ，1 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．1 注目動作での注目時間に停留点の割合を掛けることで，各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算出する．

☆ 使用した絵画は American Gothic（Grant Wood）．

3. 興味モデルの生成と協調フィルタリングによる推薦

本研究で作成するユーザの興味モデルは部分領域ごとのユーザの興味の度合いの集合であり，あらかじめ定義した各絵画の各部分領域に対する注目時間よりユーザの興味の度合いを獲得する．絵画の部分領域に対するユーザの注目時間の長さを，ユーザの興味の強さと考え，各絵画の部分領域に対する他のユーザの興味の度合いとの相関を算出する．自分がまだ見ていない絵画のうち，興味モデルの類似した他のユーザが高い評価をつけた部分領域を持つ絵画は自分にも興味があると判定し，それを推薦する．

まず，部分領域に対する興味の度合いの算出方法と，興味モデルの生成方法について述べる．次に，絵画の部分領域に対するユーザの興味モデルより，他のユーザとの相関を算出する方法について述べる．

3.1 部分領域に対する興味の度合いと興味モデル

絵画の部分領域へのユーザの興味の度合いは，2.4 節で述べた各絵画の各部分領域への注目時間として測定する．これより，暗黙的に絵画の部分領域に対する興味の度合いを獲得する．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 $int_a(i_j)$ と表す．ユーザ a の i_j への注目時間 $t_a(i_j)$ と，ユーザ a が絵画鑑賞を始めてから，今までに見た各絵画の各部分領域に対する平均注目時間 $\overline{t_a}$ より $int_a(i_j)$ を次の式 (1) で求める．

$$int_a(i_j) = \frac{t_a(i_j)}{\overline{t_a}} \tag{1}$$

ここで，注目時間をそのまま興味の度合いとした場合，興味の度合いを適切に評価できないと考えている．なぜなら，絵画鑑賞に費やす時間は個人差があり，異なる 2 人が同じ時間だけ部分領域を注目したとしても，鑑賞に費やす平均時間が異なれば同じだけの興味を持っていると判断することはできないためである．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，絵画の部分領域単位の平均注目時間を算出し，それに対する割合を算出することにより正規化を行って興味の度合いとしている．

3.2 興味モデルの作成

3.1 節で述べた絵画の部分領域に対するユーザの興味の度合いより，ユーザの興味モデルを作成する．ユーザ a の興味モデル M_a はユーザ a の各絵画の各部分領域に対する興味の度合いの集合であり，式 (2) で表される．興味モデルはユーザの注目した部分領域の数が増えるほど，ユーザの興味を詳細に表すことができ，協調フィルタリングを行う際，ユーザの興味モデルが詳細であればあるほど，自分の興味モデルと類似した他のユーザを検出することができ，推薦の精度の向上につながる．

$$M_a = \{int_a(1_1), \ldots, int_a(1_m), \ldots, int_a(i_1), \ldots, int_a(i_j)\} \tag{2}$$

3.3 興味の度合いの相関の算出

自分と他のユーザの興味モデルの類似性をピアソンの相関係数により算出する．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 $\overline{int_a}$ とするとき，ユーザ a とユーザ b の相関 r_{ab} を式 (3) に示す．

$$r_{ab} = \frac{\sum_{i,j}{}^{(int_a(i_j)-\overline{int_a})(int_b(i_j)-\overline{int_b})}}{\sqrt{\sum_{i,j}{}^{(int_a(i_j)-\overline{int_a})^2}}\sqrt{\sum_{i,j}{}^{(int_b(i_j)-\overline{int_b})^2}}} \tag{3}$$

r_{ab} は $[-1, 1]$ の実数値をとり，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，2 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，2 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状態である．

本研究では自分と相関が高いユーザとは r_{ab} が 0.7 以上のユーザとしている．これは，一般的に相関が高いと判断される値であり，r_{ab} の値を変えて行った予備実験により定めた値である．

3.4 絵画の推薦

本手法により推薦する絵画は，今までに鑑賞していない絵画の中で，自分を除く他の全ユーザ O のうち，自分と相関が高いユーザ u_k（$k = 1, 2, \ldots$）の同じ絵画の部分領域に対する興味の度合いの総和 $P(i_j)$ を算出し，この $P(i_j)$ が高い値を示した部分領域を持つ絵画である．$P(i_j)$ は式 (4) で表される．

$$P(i_j) = \sum_{u_k \in O} int_{u_k}(i_j) \tag{4}$$

4. システム構成とインタフェース

4.1 システム構成と処理手順

システム構成の概要を**図 5** に示し，処理手順に従い説明する．まず，眼球画像の瞳孔領域を抽出し，眼球運動を解析することで，注目状態を検出する．そして，注目状態時に，視界画像から絵画領域を抽出し，絵画のデータベースに蓄えられた絵画の部分領域の頂点座標より，ユーザがどの部分領域に注目しているかを検

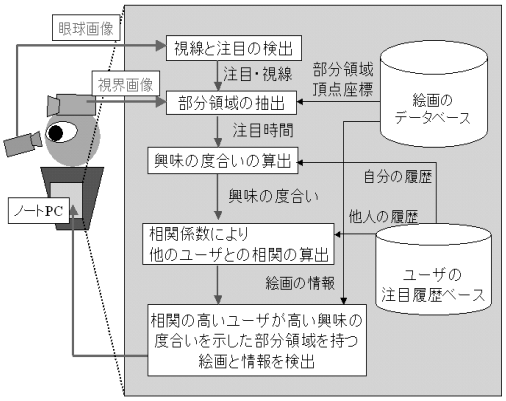

図 5 システム構成
Fig. 5 System organization.

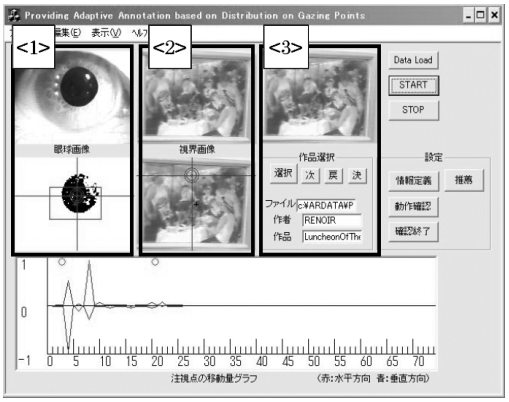

図 6 視線と絵画領域の抽出
Fig. 6 Extraction of gaze and painting.

出する．ユーザが注目している部分領域の注目時間を計測しておき，ユーザの注目履歴ベースに蓄えられた他の部分領域の平均注目時間と比較し，現在注目している部分領域の興味の度合いを算出する．次に，ユーザの注視履歴ベースに蓄えられた他のユーザの興味モデルとの相関を算出し，自分の興味モデルと類似しているユーザを検出する．そして，自分が今までに見ていない絵画の中で，興味モデルが類似している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．

4.2 インタフェース

実験システムの絵画抽出の様子を**図 6**☆に示す．図 6 の画像のうち，⟨1⟩ の 2 枚の画像は，上から順に眼球画像と 2.2 節で述べた視線検出結果であり，⟨2⟩ の 2 枚の画像は，上から順に視界画像から絵画のフレームより内側の領域，つまり絵画領域を切り出した処理結果と，ユーザの視線の位置を表示している．ユーザは 1 枚の絵画を鑑賞する前に，⟨3⟩ の画像の下に配置されているボタンを使って鑑賞している絵画を選択する．下のグラフは停留点の移動量の水平，垂直成分を表している．なお，実験システムでは，協調フィルタリングによる絵画推薦の精度のみを評価するため，絵画自体の特定は明示的な入力により行うようになっている．

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始め，鑑賞を終えると stop ボタンを押す．システムはその間のユーザの注目状態や各部分領域に対する注目時間を計測する．ユーザは鑑賞する絵画を自由に選択することができ，1 度見た絵画も再度選択することもできる．同じ絵画を見た場合は，

☆ 使用した絵画は The Lunchceon of the Boating Party (Renoir).

図 7 絵画推薦インタフェース
Fig. 7 Recommendation of paintings.

以前注目したときに獲得した注目時間に現在注目している注目時間を加算し，興味モデルを更新する．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現在までに獲得された絵画の部分領域に対する興味モデルに基づき，絵画を推薦する．

絵画推薦のインタフェースを**図 7**☆☆に示す．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であり，左から評価が高い順に絵画を表示している．3 枚の絵画に対する作者・作品名などの情報も表示される．3 枚の画像の右に配置されたボタンにより，推薦画像を評価値の順に切り替えることができる．

5. 評価実験

本稿で提案した部分領域単位での興味の度合いを獲得し，ユーザの詳細な興味モデルを作成し絵画を推薦する方法の評価と，注目時間の長さより暗黙的にユーザの評価を獲得し推薦する方法の評価をするために実験を行った．

☆☆ 使用した絵画は左から順に The Rehearsal (Degas), Camille Monet with a Child (Monet), The Oarsmen (Gustave Caillebotte).

図 8 実験システム使用時の様子
Fig. 8 Using a prototype system.

まず，絵画を単位とした興味モデルによる絵画の推薦と，絵画の部分領域を単位とした興味モデルによる絵画の推薦では，どちらがユーザの興味モデルとして適切であり，ユーザの興味をより反映した推薦を行っているかを実験により評価した．

次に，絵画の部分領域に対して，興味を表す評価値を被験者の主観評価により明示的に入力した値から相関を算出して絵画を推薦する手法と，提案手法である部分領域への注目を検出し，注目時間の長さにより暗黙的に興味の度合いを獲得し推薦する手法を比較し，推薦の差異を評価した．

実験は，被験者 20 人に対して行った．被験者はすべて大学生であり，絵画に対する専門的な知識を持っていない．被験者には瞳孔の形，移動距離の個人差が考えられるためあらかじめ視線検出に関するキャリブレーションを行っている．使用した絵画は A3 サイズに統一した絵画 21 枚で，構成要素がはっきりしておらず，部分領域が定義しにくい抽象画などは扱わず，構成要素がはっきりしており部分領域の定義しやすい風景画 11 枚，人物画 10 枚を用いた．各絵画に 2.1 節で述べた条件を満たす部分領域を 2 個から 4 個用意した．1 枚の絵画における部分領域の総面積は絵画の平均約 8 割の面積を占めている．実験システム使用時の様子を**図 8** に示す．被験者と絵画の距離は 50 cm である．実験の推薦に用いた他のユーザの興味モデルは，被験者とは別にあらかじめ用意した 107 人分の 21 枚の各絵画に対するデータであり，このデータを用いて相関の算出，絵画推薦を行う．

5.1 部分領域単位の評価による推薦と絵画単位の評価による推薦の差異の評価

5.1.1 実 験 方 法

被験者が 21 枚の絵画のうち，まず 16 枚の絵画を鑑賞する．これを被験者の履歴とし，各絵画の注目時間と各絵画の各部分領域への注目時間から，被験者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作成する．16 枚の絵画を鑑賞した後，残りの 5 枚の絵画に対して，今までに注目した絵画の興味の度合いに従って，被験者に絵画の好みの順位を決めてもらう．これを被験者 a が求める推薦順位 R_a とする．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 とする．同様にして，絵画単位の興味に基づく協調フィルタリングによる絵画の推薦順位を R''_a とする．

これらを比較するために各推薦順位 R_a，R'_a，R''_a に対して $ndpm$（Normalized Distance-based Performance Measure）[26] 値を算出する．まず，被験者が求める推薦順位 R_a と提案手法による推薦順位 R'_a に対し $ndpm(R_a, R'_a)$ を算出する．同様にして，被験者が求める推薦順位 R_a と絵画単位の評価の興味モデルによる推薦順位 R''_a に対して $ndpm(R_a, R''_a)$ を算出する．これらを算出し，提案手法である絵画の部分領域単位の評価を獲得することで協調フィルタリングを行い絵画を推薦する方法と，絵画全体への評価を獲得することで協調フィルタリングを行い絵画を推薦する方法では，どちらがより被験者の興味を反映しているかを評価する．

$ndpm$ 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 の推薦の精度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，ユーザの興味に沿った絵画の順番である．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り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 の差異が小さいことを意味する．すなわち，推薦の精度が良くユーザの求めているものとより一致することを表す．また，$ndpm$ の中間値である 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位と，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 (5) に $ndpm$ の定義を示す．

$$ndpm = \frac{m}{{}_nC_2} \tag{5}$$

5.1.2 絵画全体への興味の度合い

個々の絵画全体への注目時間から被験者の興味の度合いを算出し，これを絵画単位の被験者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．

表 1 部分領域単位の評価と全体単位の評価による推薦の結果
Table 1 Comparison of recommendation by measure of sub-region value with measure of whole value.

	$ndpm$ (R_a, R'_a)	$ndpm$ (R_a, R''_a)	ランダム 推薦
平均値	0.27	0.36	0.50
最小—最大値	0.20—0.33	0.25—0.40	—

表 2 評価の明示的入力と暗黙的獲得の推薦の結果
Table 2 Comparison of recommendation by explicit value with implicit value.

	$ndpm(r_a, r'_a)$	$ndpm(r_a, r''_a)$
平均値	0.26	0.23
最小—最大値	0.20—0.30	0.20—0.30

絵画全体への興味の度合いは，3.1 節で述べた式 (1) の部分領域ごとの注目時間と今までに注目した平均注目時間に，絵画全体の注目時間と平均注目時間をあてはめることにより算出する．

絵画全体の興味の度合いより，3.3 節の式 (3) の部分領域ごとの興味の度合いとその平均に，絵画全体の興味の度合いとその平均をあてはめ，他の被験者との相関を算出する．

5.1.3 実験結果と考察

提案手法による推薦の精度である $ndpm(R_a, R'_a)$ の平均値，最小値—最大値と，絵画全体への注目時間より被験者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，最小値—最大値，ランダム推薦による理論値を**表 1** に示す．

提案手法と絵画全体の興味による推薦の実験結果に対して t 検定を行ったところ，有意水準 5%で有意差を確認できた．絵画単位の推薦が部分領域単位の推薦と比較し精度が低下したのは，絵画の各部分領域を同じ時間かけて注目した場合と，絵画のある部分領域に興味があり長い時間注目し，その絵画の他の部分領域には興味がなくほとんど注目しなかった場合を比較したときに，絵画単位の興味の度合いにほとんど差がでないが，部分領域単位の興味の度合いでは差がでることが原因の 1 つとして考えられる．これより，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，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推薦の精度が良く，部分領域単位の評価を獲得する提案手法の有効性が示せた．

5.2 直接入力法と推定法の差異の評価

5.2.1 実 験 方 法

直接入力法と推定法の差異を評価するために，1 を「まったく興味がない」，5 を「非常に興味がある」とした 1–5 の整数の明示的な 5 段階評価と，本来多段階評価である暗黙的な評価獲得を 5 段階に分割することで獲得した 5 段階評価により比較した．

被験者にまず 21 枚の絵画のうち，16 枚の絵画を鑑賞してもらう．提案手法により興味の度合いを算出し，算出された値を 5 等分することで，暗黙的に獲得された絵画の部分領域に対する 5 段階評価とし，被験者の興味モデルを作成する．

次に，鑑賞した 16 枚の絵画の部分領域 1 つ 1 つに対する興味を被験者に 5 段階評価を明示的に付けてもらう．このとき被験者の評価に一貫性を持たせるため，評価の途中にすでに付けた評価を自由に変更できるものとする．これを直接入力法により作成した絵画の部分領域に対する被験者の興味モデルとする．

残りの 5 枚の絵画に対し，被験者の興味に従って好みの順番を決めてもらう．これを被験者 a が求める推薦 r_a とする．一方提案手法である推定法により作成した興味モデルに基づく絵画の推薦順位を r'_a とし，被験者が付けた明示的な評価により作成した興味モデルに基づく絵画の推薦順位を r''_a とする．

提案手法と直接入力法を 5.1.1 項で述べた $ndpm$ により評価する．

5.2.2 実験結果と考察

提案手法による推薦の精度 $ndpm(r_a, r'_a)$ の平均値，最小値—最大値，直接入力法による推薦の精度 $ndpm(r_a, r''_a)$ の平均値，最小値—最大値を**表 2** に示す．

直接入力法と提案手法の精度の実験結果に対し t 検定を行ったところ，有意水準 5%で有意差は認められなかった．暗黙的に評価を獲得する方法は，評価を直接入力した場合と同程度の効果があり，部分領域への注目時間の長さはユーザの興味を反映していると考えられる．これより，提案手法であるユーザの注目時間から暗黙的に評価を獲得することにより興味モデルを作成し推薦する方法と，直接入力法の差異は微小で，提案手法はユーザへの負荷が少なく直接入力法と同程度の効果が期待できることが示せた．

6. 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の度合いとして測定し，暗黙的に絵画の部分領域への興味モデルを推定することで，それに基づき絵画を推薦する手法について述べた．本研究ではあらかじめ用意した絵画の中から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を付けた部分領域を

持つ絵画を推薦した．また，1 枚の絵画を複数の部分領域に区切ることによって，部分領域ごとの興味の度合いを獲得し，より詳細なユーザの興味モデルを作成した．これより，絵画注目時に部分領域単位のユーザの興味モデルに基づいた絵画を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より反映した推薦になっていることを確認した．また，絵画の部分領域の評価を推定法により獲得する提案手法と，評価を直接入力法により獲得し推薦する方法を比較し，注目時間がユーザの興味の度合いを反映しており，提案手法が直接入力法と同程度の推薦を行うことができることを確認した．しかし，これら 2 つの実験ではユーザの鑑賞行為自体に好影響を与える推薦であるかどうかということは示すものではなく，今後の課題の 1 つとしてこれを確認することがあげられる．また，興味モデルのデータ量と推薦精度に関して，一般的に協調フィルタリングではデータ量が増えると精度が向上するという特徴があるため，これを提案手法においても確認する必要がある．本研究においては，実験で用いた他のユーザの興味モデルのデータ 107 人分を半分に減らして実験を行ったところ推薦の精度が低下し，これよりデータ量を減らすと推薦の精度が低下することを確認できたが，現段階でのデータを増やすことによって推薦精度が向上するかどうかは確認していないため，これもまた今後の課題の 1 つとして確認する．

今後の展開として，絵画の部分領域に描かれた内容に関する文章などによる記述が取得可能であるという前提で，注目部分領域の類似性をその内容に基づいて評価し，推薦する手法が考えられる．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の類似性は判断していない．描かれた内容も考慮した評価をすることで，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．

謝辞 本研究の一部は，科学研究費補助金（基盤研究（C））による助成を受けたものである．ここに記して，謝意を表す．

参 考 文 献

1) 森田昌宏，速水治夫：情報フィルタリングシステム—情報洪水への処方箋，情報処理，Vol.37, No.8, pp.751–758 (1996).
2) 寺野隆雄：Web 上の情報推薦システム，情報処理，Vol.44, No.7, pp.696–701 (2003).
3) 土方嘉徳：情報推薦・情報フィルタリングのためのユーザプロファイリング技術，人工知能学会誌，Vol.19, No.3, pp.365–372 (2004).
4) Konstan, J.A., Miller, B.N., Maltz, D., Herlocker, J.L., Gordon, L.R. and Riedl, J.: GroupLens: Applying collaborative filtering to usenet news, *Comm.ACM*, Vol.40, No.3, pp.77–87 (1997).
5) Kohrs, A. and Meriald, B.: Using category-based collaborative filtering in the Active Web-Museum, *Proc. IEEE International Conference on Multimedia and Exposition*, Vol.1, pp.351–354 (2000).
6) Balabanovic, M. and Shoham, Y.: Fab: Content based Collaborative Recommendation, *Comm. ACM*, Vol.40, No.3, pp.66–72 (1997).
7) 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, No.1, pp.267–278 (2004).
8) Hirashima, T., Hachiya, K., Kashihara, A. and Toyoda, J.: Information Filterng Using User's Context on Browsing in Hypertext, *User Modeling and User-Adapted Interaction*, Vol.7, No.4, pp.239–256 (1997).
9) 橘高博行，佐藤直之，鈴木英明，曽根岡昭直：パーソナライズ情報提供方式の提案と評価，情報処理学会論文誌，Vol.40, No.1, pp.175–187 (1999).
10) Chen, L. and Sycara, K.: WebMate: A Personal Agent for Browsing and Searching, *Proc. 2nd International Conference on Autonomous Agent*, pp.132–139 (1998).
11) Joachims, T., Freitag, D. and Mitchell, T.: WebWatcher: A Tour Guide for the World Wide Web, *Proc. IJCAI-97* (1997).
12) Matsuda, N., Hirashima, T., Nomoto, T., Taki, H. and Toyoda, J.: Context-sensitive filtering for the web, *Web Intelligence and Agent Systems: An international journal*, Vol.1, No.3–4, pp.249–257, IOS Press (2003).
13) 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).
14) 吉田将志，吉高淳夫：Digital Reminder：ユーザの視点からの実世界指向データベースの構築とそのインタフェース—視線を用いた視覚情報の動

的獲得と提示，インタラクティブシステムとソフトウェア VIII，日本ソフトウェア科学会 WISS2000, pp.111–116 (2000).
15) 大野健彦：IMPACT：視線情報の再利用に基づくブラウジング支援法，インタラクティブシステムとソフトウェア VIII，日本ソフトウェア科学会 WISS2000，pp.137–146 (2000).
16) 高木啓伸：視線の移動パターンに基づくユーザの迷い検出—効果的な作業支援を目指して，情報処理学会論文誌，Vol.41, No.5, pp.1317–1327 (2000).
17) 阪井 誠, 中道 上, 島 和之, 中村匡秀, 松本健一：WebTracer：視線を利用した Web ユーザビリティ評価環境，情報処理学会論文誌，Vol.44, No.11, pp.2575–2586 (2003).
18) 中道 上, 阪井 誠, 島 和之, 松本健一：ユーザの振る舞いによる Web ユーザビリティの低いページの検出，ヒューマンインタフェース学会論文誌，Vol.8, No.1, pp.31–40 (2006).
19) ロバート・L・ソルソ：脳は絵をどのように理解するか，新曜社 (1997).
20) 池田光男：眼はなにを見ているか，平凡社 (1988).
21) 村井真樹，中山 実，清水康敬：テレビ番組視聴時の瞳孔面積と画像内容への興味・印象との関連，映像情報メディア学会誌，Vol.52, No.11, pp.1748–1753 (1998).
22) 大山 正，今井省吾，和気典二：新編感覚・知覚心理学ハンドブック，誠信書房 (1994).
23) 酒井健作：患者の心理・生理・物理モデル，情報処理，Vol.46, No.12, pp.1331–1336 (2005).
24) 河崎雅人，高島征助，小西忠孝，坂口正雄：精神性発汗による心理的負荷量の推定に関する研究，医科器械学，Vol.66, No.12, pp.679–683 (1996).
25) 渡邉伸行，前田亜希，山田 寛：表情認知における物理変数と心理変数の対応関係—Affect Grid 法を用いた検討，電子情報通信学会研究報告，Vol.103, No.410, pp.1–6 (2003).
26) Yao, Y.Y.: 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).

(平成 18 年 6 月 21 日受付)
(平成 18 年 12 月 7 日採録)

脇山 孝貴

2005 年広島大学工学部第 2 類（電気系）卒業．現在，同大学大学院博士課程前期在学中．興味モデルの作成と情報フィルタリングに興味を持つ．

吉高 淳夫（正会員）

1989 年広島大学工学部第 2 類（電気系）卒業，1991 年同大学大学院博士課程前期修了，1994 年同博士課程後期単位修得退学．現在，広島大学大学院工学研究科助手．博士（工学）．マルチメディアデータベース検索，動画像処理，実世界指向インタフェースが主な研究分野．IEEE Computer Society 会員．

平嶋 宗（正会員）

1986 年大阪大学工学部応用物理学科卒業，1991 年同大学大学院博士課程修了，同年同大学産業科学研究所助手．同講師，九州工業大学情報工学科助教授を経て，2004 年より広島大学大学院工学研究科教授．人間を系に含んだ計算機システムの高度化に関する研究に従事．工学博士．ED-MEDIA95，ICCE2001，ICCE2002 で優秀論文賞．人工知能学会，電子情報通信学会，教育システム情報学会，教育工学会，日本教育心理学会，IAIED, APSCE，AACE 各会員．