Web 空間におけるユーザの行動履歴および感情を考慮した潜在的興味分析手法の提案

堀　篤史† 山口　由莉子†† 森下　民平††† 稲垣　陽一††† 中本　レン†††
張　建偉†††† 中島　伸介†

† 京都産業大学 コンピュータ理工学部　〒 603–8555 京都府京都市北区上賀茂本山
†† 京都産業大学大学院 先端情報学研究科　〒 603–8555 京都府京都市北区上賀茂本山
††† 株式会社きざしカンパニー　〒 103–0015 東京都中央区日本橋箱崎町 20-14 日本橋巴ビル 6F
†††† 筑波技術大学 産業技術学部　〒 305–8520 茨城県つくば市 天久保 4 丁目 3-15
E-mail: †{g1445223,nakajima}@cc.kyoto-su.ac.jp, ††i1658164@cse.kyoto-su.ac.jp,
†††{mimpei,inagaki,reyn}@kizasi.jp, ††††zhangjw@a.tsukuba-tech.ac.jp

あらまし　インターネット広告の市場規模は年々増加しており，Web 広告の重要性は高まるばかりである．しかしながら，従来の Web 広告推薦の多くは検索キーワードや閲覧履歴に基づいたキーワードマッチング等，ユーザの明示的行動の分析をベースとする手法であり，潜在的な購買者層に対して効果的に Web 広告を推薦するには限界がある．そこで，本研究では Web 空間におけるユーザの行動履歴から直接的，明示的な興味を推定するだけではなく，ユーザの行動およびその際の感情分析結果を用いて，任意のトピックに関する Web サイトへの訪問確率を学習し，ユーザの潜在的な興味分析手法の開発を目指す．具体的には，感情分析学習器を作成し，取得したユーザの閲覧履歴から学習器を用いて対象トピックの感情分析を行う．得られた感情分析結果から広告推薦の判定を行う．このように，Web 行動履歴および感情を考慮したユーザの潜在的興味分析手法を提案する．

キーワード　Web 広告，ユーザプロファイリング，アクセスログ分析，感情分析，潜在的興味分析

1. はじめに

インターネット広告の市場規模は年々増加しており，Web 広告の重要性は高まるばかりである．従来の Web 広告推薦では，検索キーワードや閲覧履歴に基づいたキーワードマッチング等，ユーザの明示的行動の分析をベースとする手法であり，潜在的な購買者層に対して効果的に Web 広告を推薦するには限界がある．そこで我々は，ユーザの潜在的興味を考慮した Web 広告推薦手法の開発を最終目標としている．この実現を目指し，本研究では，Web 空間におけるユーザの行動履歴および感情を考慮した潜在的興味分析手法の提案を目的としている．

ここで，車に関連する推薦を例にして，我々が提案するユーザの感情分析結果に基づく，Web 広告の推薦の具体例 (図 2 参照) を示す．車種 X での推薦を考えた場合，ユーザ A と B の二人がそれぞれ車種 X の異なる Web ページを閲覧しており，それぞれの閲覧履歴を取得する．一般的に行われている従来の手法 (図 1 参照) であれば，同じ車種 X 関連の Web ページを閲覧しているということから，ユーザ A と B の両者に車種 X の広告が推薦されていて，ユーザの感情までは考慮されていない．そこで，ユーザ A と B が閲覧していた Web ページの内容に着目すると，例えばユーザ A の閲覧していた Web ページは，車種 X についてポジティブな内容が記されており，一方，ユーザ B が閲覧していた Web ページは，車種 X についてネガティブな内容が記載されていたとする．そこで，ユーザの閲覧して

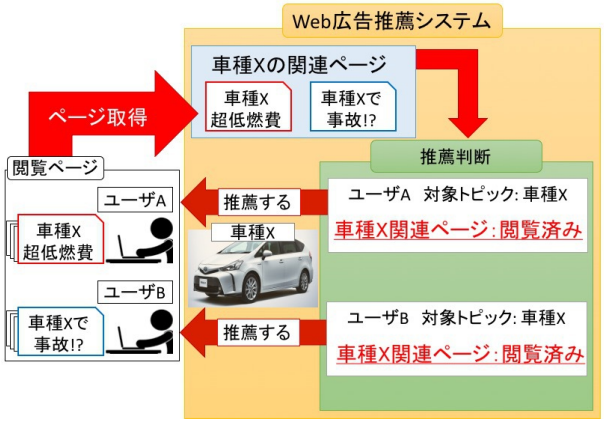

図 1　従来の広告推薦「車種 X」の例

いた Web ページからユーザが車種 X という車に抱いている感情分析を行う．そして，その感情分析結果に基づくと，ユーザ A の閲覧ページは「楽しい」,「嬉しい」,「のどか」の割合が高く示されており，車種 X に対して良い感情を抱いていることが読み取れるので，ユーザ A には車種 X の広告を推薦する．しかし，ユーザ B の閲覧ページは「悲しい」,「怒り」,「緊迫」の割合が高く示されており，車種 X に対して良くない感情を抱いていることが読み取れるので，ユーザ B には車種 X の広告を推薦しないことで，より効果的な広告推薦が可能となる．さらに，ポジティブな感情分析結果が示されたユーザには，示さ

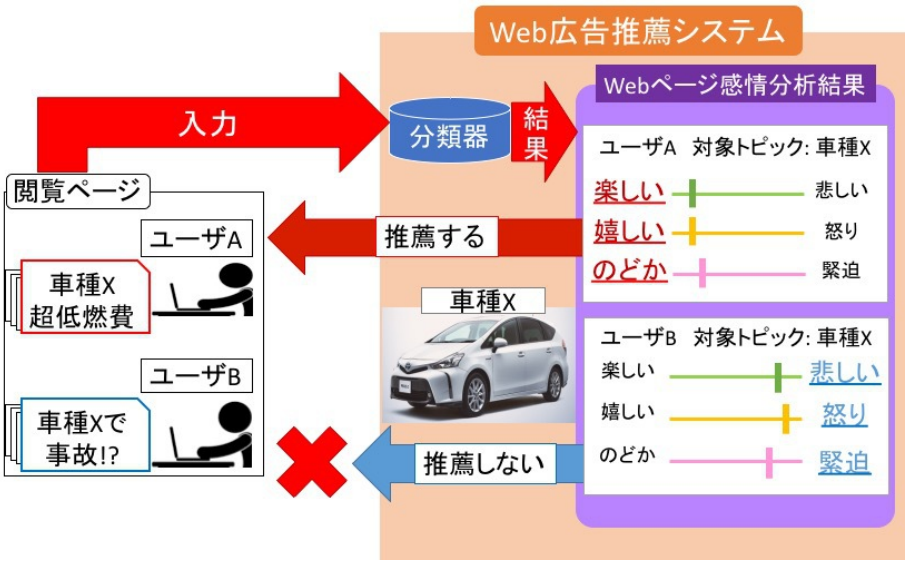

図 2　ユーザの感情分析結果に基づく「車種 X」の広告推薦の例

れた 3 つの感情毎にどの広告を推薦するのか判断し，ユーザに合わせた広告推薦を行うことで，さらに効果的な広告推薦が可能になると考えられる．以上のような，ユーザの感情を考慮した Web 広告推薦方式を目指し，感情軸の設定や学習データを作成し，これらを用いた分類器を作成し，感情分析を行うことによって，Web 行動履歴および感情を考慮したユーザの潜在的興味分析手法を提案する．

以下，2 章にて，関連研究との比較を述べ，3 章にて，具体的な提案手法の流れを説明する．最後に 4 章にて，まとめと今後の課題を述べる．

2. 関 連 研 究

以下に，Web 広告および感情分析に関連した研究について述べ，我々の提案手法との差異を示す．

鈴木らは Web サイトのアクセスとログとデータを用いて任意のトピック消費者の購買行動を明らかにするするため，購買行動に混合分布を当てはめて，購買サイクルを推定し購買の前後の行動の特徴を分析している [1]．また，生田目らは EC サイトのアクセスとログとデータを用いてサイト会員の日常の閲覧行動を考慮した購買予兆の発見モデルの提案 [2] をしており，また久松らはその購買予兆を発見するモデルをロジット・モデルをもとに作成している [3]．以上はユーザの購買予兆を発見し広告を表示するという研究を行っているが，本研究では購買する直前を発見するのではなく，閲覧しているユーザの感情を考慮して推薦する広告を決めることを目的としている．

内野らはユーザが次に見たい情報を予測し，それに関する広告を配信する Web 広告配信システムに kMER およびマルコフモデルを応用した研究を行っている [4]．本研究ではユーザらが次に見たい情報を予測するのではなく，閲覧した記事からユーザの感情分析を行い，広告の推薦を目的としている．

小河らは消費者の購買行動における段階を考慮し，消費者が求めている商品情報とデザインおよびメッセージを個人に合わせて推薦する，インターネット広告の構成手法を提案している [5]．本研究ではメッセージやデザインをユーザに合わせるのではなく，ユーザの感情を考慮して広告を推薦することを目的としている．

山本らは感情語辞書を用いて，ツイートの感情を抽出し，感情分析結果から 10 軸の感情軸の次元削減し，Twitter に適した感情軸を決定することを目的としている [6]．本研究では，ツイートにおける感情分析より Twitter に適した感情軸を決定することを行うのではなく，ユーザの感情分析を行い，広告を推薦することを目的としている．

熊本らは 3 種類の印象を対象に，印象辞書を用いて，新聞記事を読んだ人々が感じる印象の強さを数値的に求める手法の提案と 3 つの印象値をより高精度に算出する手法の提案を行っている [7]．本研究では，新聞記事を読んだ人々の印象の強さを求めたり，印象値を高精度に算出すること行うのではなく，ユーザの感情分析を行い，広告を推薦することを目的としている．

以上より，閲覧記事の分析に基づく，ユーザの感情を考慮した Web 広告推薦は行われていない．

3. Web 行動履歴および感情を考慮したユーザの潜在的興味分析手法

3.1 概　　要

本節では，ユーザの Web 行動履歴の分析に基づく，ユーザの感情分析手法について述べる．

本研究では，ある商品の広告を推薦するかどうかは，その商品に対するユーザの感情を考慮することでその商品の広告を推薦するか判断することを考えている．ユーザの感情を考慮する上で対象とする感情は「楽しい⇔悲しい」,「嬉しい⇔怒り」,「のどか⇔緊迫」の 6 つの感情であり，これら 6 種類の感情を 3 つの軸として設定する．感情軸の設定については，3.2 節にて説明する．例として，ユーザ C,D の閲覧履歴を取得する．両者の閲覧したページの内容を見てみると，ユーザ C の閲覧していた内容は旅行についてポジティブな内容になっており，ユーザ D の閲覧していた内容は旅行についてネガティブな内容であっ

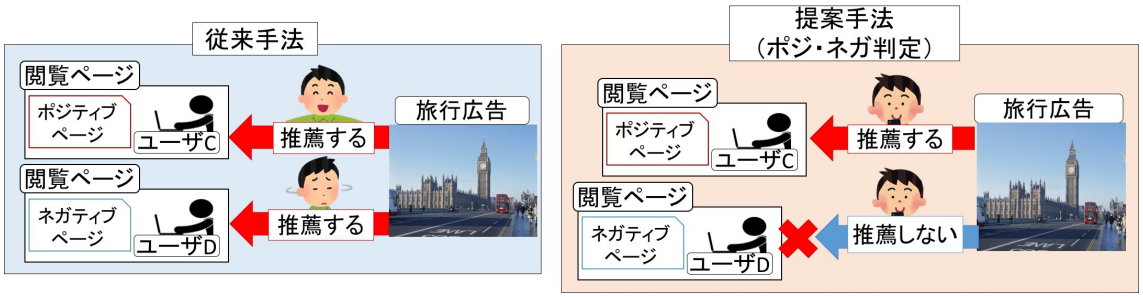

図 3　従来手法と提案手法（ポジ・ネガ判定）の比較

図 4　提案手法（感情考慮）と提案手法（ポジ・ネガ判定）の比較

た．従来の手法であれば，図 3 の左側の従来手法のようにユーザ C,D 両者に旅行の広告を推薦していた．しかしながら，図 3 の右側の提案手法のようにユーザの閲覧していた Web ページの内容を考慮した場合，ユーザ C はポジティブなページを閲覧していたということからこの旅行の広告に対して好印象を持っていると考えられるので，ユーザ C にはこの旅行の広告を推薦する．一方，ユーザ D はネガティブなページを閲覧していたということからこの旅行の広告に対して悪印象を持っていると考えられるので，ユーザ D にはこの旅行の広告を推薦しないことで，効果的な推薦が可能となる．さらに，ポジティブなページを閲覧していたユーザに対しては, 閲覧していたページの感情を分析し感情毎にどの広告を推薦するのか判断する．図 4 の左側のポジ・ネガ判定手法では，どのような広告が推薦されるかまではわからない．例としては，ある旅行先でのんびりと静かに過ごしたいと思うユーザにパーティや祭りのような楽しく観光するような旅行プランの広告が推薦されてしまうとユーザの希望と一致しない広告を推薦してしまったことになる．しかしながら，図 4 の右側の提案手法のように，感情判定を行うと，閲覧ページの感情分析結果が「楽しい」であった場合，その観光地で楽しく過ごせるプランの旅行の広告を推薦したり，感情分析結果が「嬉しい」であった場合は，その観光地で嬉しく過ごせるプランの旅行の広告を推薦，また，感情分析結果が「のどか」であった場合は，リラックスしてのんびりと過ごすプランの旅行の広告を推薦する．このように，ユーザの感情に合わせた広告推薦を行う．

3.2　感情軸の設定

本節では，感情軸の設定について述べる．本研究では，図 6 のように感情軸を「楽しい⇔悲しい」,「嬉しい⇔怒り」,「のどか⇔緊迫」の 6 種類の感情を用いて 3 軸の感情軸を使用する．なお，本研究では，熊本ら [7] の印象軸を採用することを考えている．熊本ら [7] は，当初,「楽しい⇔悲しい」,「嬉しい⇔怒り」,「のどか⇔緊迫」,「面白い⇔つまらない」,「楽観的⇔悲観的」,「驚き⇔ありふれた」の 6 軸を提案していたが,「驚き」に関する印象は何らかの個人適応が必要と考えられるということや「面白い⇔つまらない」,「楽観的⇔悲観的」という印象尺度はある種の記事 (たとえば殺人 事件や自殺, 事故死などに関する記事) に対しては不適切であり, 評価しにくいなどの問題点が示されたため，これら 3 軸は取り扱われないこととなった．

3.3　Web ページ感情分析器の学習方法

本節では，感情分析器の学習方法について図 5 に沿って述べる. そこで，本研究でも，熊本ら [7] と同様,「面白い⇔つまらない」,「楽観的⇔悲観的」,「驚き⇔ありふれた」の 3 軸は取り扱わず,「楽しい⇔悲しい」,「嬉しい⇔怒り」,「のどか⇔緊迫」の 3 軸の感情軸を採用することにした．まず，Web ページを 3.1 節で述べた「楽しい⇔悲しい」,「嬉しい⇔怒り」,「のどか⇔緊迫」の 6 種類の感情毎にそれぞれ数十ページずつ当てはまるものを人手により取得する．次に取得したページを感情毎にそれぞれ形態素解析を行い，感情毎の特徴語となる単語を抽出する．形態素解析を行う際は，ストップワードや非常に多く登場する単語は除去しておく．形態素解析の結果，比較的多く出現した単語が 6 種類の感情それぞれの特徴語となる．次に，図 7 の

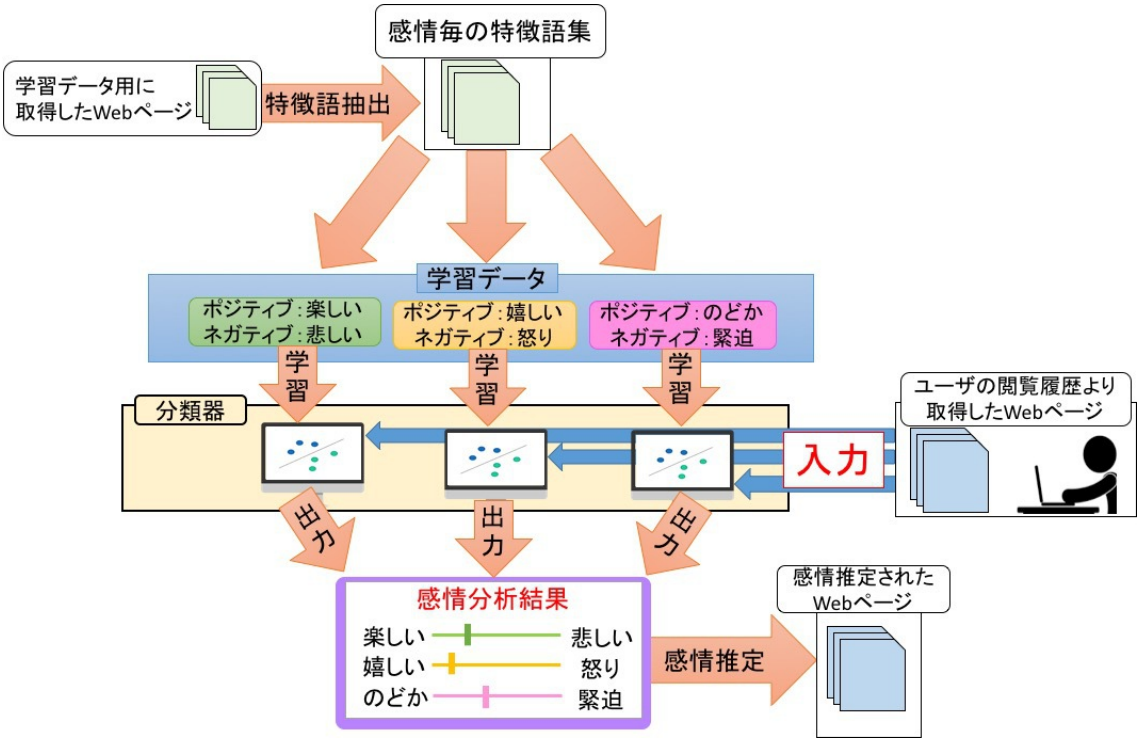

図 5　感情分析器の学習方法（一例）

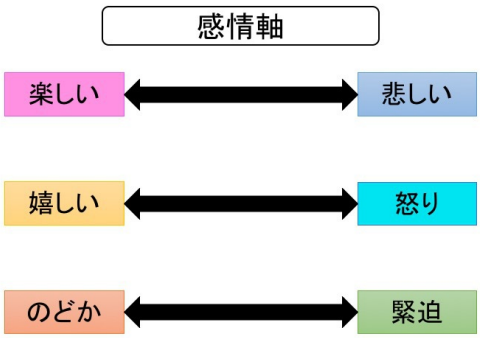

図 6　採用する感情設定図

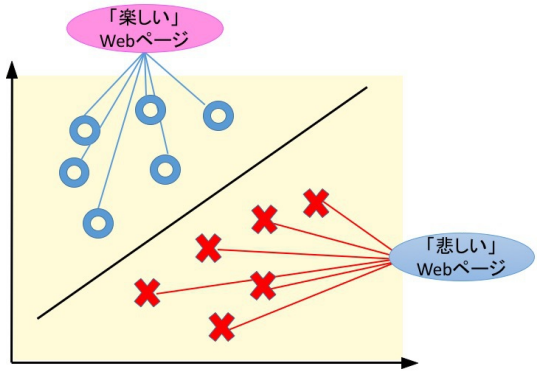

図 7　「楽しい⇔悲しい」軸の分類器例

ように 6 種類の感情軸毎に分類器を作成する．それぞれの軸毎に，感情毎に抽出した特徴語をポジティブデータとネガティブデータと定め，これらを学習データとする．具体的には,「楽しい⇔悲しい」,「嬉しい⇔怒り」,「のどか⇔緊迫」の軸毎に,「楽しい」,「嬉しい」,「のどか」と分類したページの特徴語をポジティブデータする．一方,「悲しい」,「怒り」,「緊迫」と分類したページの特徴語をネガティブデータとし，これらのポジティブデータとネガティブデータを「楽しい⇔悲しい」,「嬉しい⇔怒り」,「のどか⇔緊迫」の軸毎の分類器の学習データとする．

ユーザの閲覧履歴から取得した Web ページの感情分析を行う場合，ユーザの閲覧履歴より取得した Web ページを 3 つの分類器それぞれに入力する．作成した学習データと SVM を用いて，3 つの分類器はそれぞれ入力したユーザの閲覧履歴より取得した Web ページを軸毎にどちらの感情を表すのか推定する．その結果より，ユーザにどの広告を推薦するか決定する．以上が，Web ページ感情分析器の学習方法である．

3.4　Web 広告推薦手法の検討

本節では，分類器による感情分析から Web 広告推薦までの手法について検討する．

ユーザの閲覧履歴より取得し，3 つの分類器にそれぞれ入力した Web ページは，SVM のライブラリの liblinear を用いて軸毎に感情分析が行われる．それぞれの分類器では，学習データに基いて，入力したデータを境界線からの距離が最も近い方の感情クラスに分類し，学習データと入力したデータがどの程度正解しているかを表す値である Accuracy（正解率）を算出する．3 つの分類器の算出結果を図 5 のように感情分析結果として示す．その感情分析結果をもとにして，入力された Web ページの感情を推定することでどの広告を推薦するか判断することを考えている．

4. ま と め

Web 広告の推薦において，ユーザの感情を考慮するため，ユーザの閲覧履歴の分析に基づく感情分析を行い，その感情分析結果に基いて Web 広告推薦の提案を行った．今後は．まず，ポジティブ・ネガティブの 1 軸について評価実験を行い，将来的には 3 軸を用いた感情分析手法を用いた評価実験や Web ページのカテゴリ分類の設定を行う．また，感情推定だけでなく，ユーザがどのような点に重視しているのか推定する．つまり，車というカテゴリで例を挙げると，ユーザが車を選ぶ際,「ファミリーカー」,「スポーツカー」や「高級車」など，どのような点を重視して選ぶのかを推定できれば，ユーザに合わせた広告推薦が可能となると考えられる．このように，ユーザのライフスタイルも推定することが可能になれば望ましい．将来的にはこれらを用いた効果的な Web 広告推薦を目指す.

謝　　辞

本研究の一部は，JSPS 科研費 26330351，26870090 による．ここに記して謝意を表します.

文　　献

[1] 鈴木元也，生田目崇，購買前後のアクセスを考慮した Web サイトの顧客行動分析，日本オペレーションズ・リサーチ学会 2012 年秋季研究発表会（2-F-3），2012 年.

[2] 生田目崇，朝日真弓． 久松俊道． 外川隆． 顧客の閲覧行動を考慮した購買予兆発見モデル，日本オペレーションズ・リサーチ学会 2012 年秋季研究発表会（2-F-2），2012 年.

[3] 久松俊道． 外川隆． 朝日真弓． 生田目崇． EC サイトにおける購買予兆発見モデル，日本オペレーションズ・リサーチ学会 2012 年秋季研究発表会（2-F-2），2013 年.

[4] 内野英治，森田博彦． 下野雅芳． Web 広告動的配信システムへのマルコフモデルと kMER の応用，22nd Fuzzy System Symposium(Sapporo,Sept.6-8,2006)6B1-1,2006 年

[5] 小河真久，原田史子．島川博光．消費者の情報探索行動に着目した広告の内容と表示の個別化，情報処理学会研究報告 Vol.2010-DBS-150 No.17 Vol.2010-IFAT-99 No.17，2010 年 8 月

[6] 山本湧輝，熊本忠彦，灘本明代，ツイートの感情の関係に基づく Twitter 感情軸の決定，DEIM Forum 2015 F5-2

[7] 熊本忠彦，河合由起子，張建偉，ユーザの印象評価データの分析に基づく印象マイニング手法の設計と評価，情報処理学会論文誌:データベース，Vol.6， No.2 ,1-15 (Mar 2013).