

# 化粧品レビューテキストに基づく個人化推薦システム

塚越 三蘭† 馬 青† 村田 真樹‡

† 龍谷大学大学院理工学研究科

‡ 鳥取大学大学院理工学研究科

## 1. はじめに

消費者が商品を購入する際、レビューを参考に購入を検討する動きが数多く見られる。化粧品における、そのようなレビューを扱っているサイトとしては、「コスメ・美容の総合サイト@cosme」[1]が第一にあげられる。しかしながら、このサイトには膨大な数のレビューが投稿されており、利用者が自分に合った商品を探すために個人でレビューを分析することは容易ではない。本当に利用者個人に合う商品を見つけることは困難であるといえる。

本研究では図1に示すような、利用者個人に対して化粧品を提案するシステムの開発を目的とした。利用者が入力した簡易な情報を用いて、化粧品レビューに信頼がおけるユーザ<sup>1</sup>（以下、信頼者）の集合から利用者 に似ている信頼者（以下、シミラーユーザ）を選出する。これをマッチングと呼ぶ。シミラーユーザがよいと評価する商品は、利用者にとってよい商品であるという考え方から、シミラーユーザのレビューを用いて利用者個人に商品を推薦することができる。

マッチング手法の提案と、マッチング結果の評価が本稿の課題である。また、本研究では利用者の役割を人手で担わずに、@cosme内の任意のユーザ（以下、テストユーザ）のデータを利用した。マッチングでは、独自の素性を用いたベクトルのユークリッド距離を用いる手法を提案した。その際、テストユーザのベクトルと距離が近い順に信頼者たちを順位付けしたものをシミラーユーザランキングと呼ぶ。ベクトルの素性が有効であるかを確認するため、ベースライン手法との比較を行った。シミラーユーザランキングの上位にいる信頼者が推薦する商品が、テストユーザにとって有用で

あればマッチングの結果が有効であったといえる。そのような考え方からマッチングの評価を行った。また、本研究で取り扱う化粧品は化粧水に限定した。

## 2. 関連研究

インターネットが世間一般に普及し、消費者の情報処理コストが増加したことに伴い、個人のニーズに対応しようとする動きが活性化している。化粧品市場でもそのような動きが見られ、化粧品を対象とした個人化システムの研究が行われている。

松波らは、個人に対する有益なレビュー推薦を目的とした、特徴ベクトルのユークリッド距離を用いた類似ユーザ判定手法を提案している[2]。この研究では特徴ベクトルの要素にレビューの書き手が付けた総合評価値と、レビューテキスト内の表現によって導き出したレビューの評価項目別の評価値を利用している。類似ユーザを判定するという課題は同じであるが、本研究ではレビューの評価項目別の評価値の推定に機械学習を用いている点と、ベクトルの要素に肌質や年齢といったユーザ情報とブランドなどの商品情報を加えている点が異なる。また、松波らの研究は総合評価値を用いた相関で手法の評価を行っており、本研究では作成した2つの順位の相関を使用している点でも異なる。

我々は先行研究で、個人化システムにレビュー情報を取り入れるために、化粧品レビューテキストからの機械学習による評価推定を行った[3]。

## 3. マッチング手法

ベクトルを用いてテストユーザと各信頼者とのユークリッド距離を測り、その距離が近い順に並べたシミラーユーザランキングを作成する方法を提案する。

### 3.1 ベクトルの構成

ユーザの類似度を測るために重要であると考えられるベクトルの素性を設定する。

ユーザ情報として得られる「年齢」と「肌質」、商品情報として得られる「メーカー」と「ブランド」を素性に取り入れる。また、商品に対するフィーリングの類似（感性情報の類似）が重要であると考え、感想が書かれているレビューテキストを用いたい。そのため、本研究では化粧品レビューテキストからの機械学習による後述の感性項目への評価の推定を行い、その推定値をベクトルの素性に加える。

本研究では化粧品を化粧水に限定しているため、感

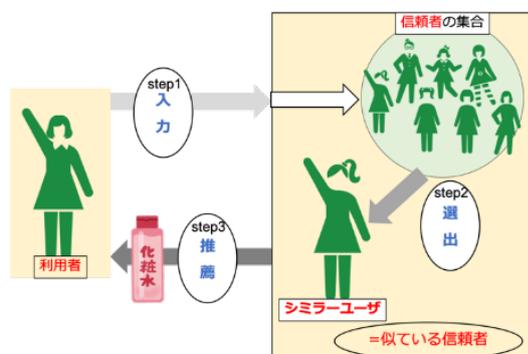


図1 個人化推薦システムの概要

<sup>1</sup> @cosme[1]内のランキングを利用して用意した。

性項目を「美白」「毛穴」「ニキビ」「ハリ・ツヤ・弾力」「保湿」の5つに設定し、「上」「中」「下」「無」の4段階の評価で推定を行った。推定手法は先行研究[3]でもっともよかった手法（詳細は5節で述べる）を使用した。

以上をベクトルの素性とし、正規化し0～1の範囲で値を付ける。各素性の値の付け方について詳細を表1に示す。

表1 素性ごとの値の付け方

素性	値の付け方
年齢	最大値を80として正規化.
肌質	アトピー, 乾燥, 敏感, 普通, 混合, 脂性の順番で6で正規化.
メーカー, ブランド	@cosme[1]のIDを使用. 使用データ内の最大値で正規化.
5項目の感性情報	「無」を0, 「上」を1となるように正規化.

感性情報を用いてマッチングをするため、使用する化粧水はタイプを一致させる必要がある。例えば、美白用の化粧水と、ニキビ用の化粧水、それぞれに対する感性は当然異なる。そのため、タイプが同じ化粧水に限定しないと正しくマッチングができないと考えられる。

### 3.1.1 化粧水のタイプ分類

@cosme[1]から抽出した商品説明テキストを用いて、化粧水のタイプを分類する。分類には階層型クラスタリングを使用する。

商品説明テキストを階層型クラスタリングに使用するにはベクトル変換が必要となる。テキストから単語を抽出した後、Bag-of-Words (BoW) でベクトルに変換する。本研究で使用する商品は1,262個あり、異なり単語の数が膨大となるため、医薬品等適正広告基準[4]で定められた「化粧品の効能の範囲」を参考に、18個の単語を厳選してそれをベクトルの要素とした。個々の要素はテキストに単語が出現すれば1、出現しなければ0の2値を取る。

以上のベクトルを使用し、クラス数5<sup>2</sup>で階層型クラスタリングによりタイプを分類し、それぞれ1～5と名付けて区別する。分類結果が正確であるかを評価するため、各タイプからランダムに5個ずつ商品抽出し、商品説明テキストを人手で評価した。その結果を表2に示す。

表2 各タイプの分類精度

タイプ	1	2	3	4	5
精度	1.0	0.8	0.8	1.0	1.0

少なくとも0.8の精度が得られた。ベクトルに感性情

報を用いる場合、このタイプ分類の結果を使用していく。

## 3.2 提案手法

### 3.2.1 手法HC, NC

3.1節で述べたベクトルを元に、マッチングの手順を以下にまとめる。階層型クラスタリング (Hierarchical Clustering) を用いているためこれを手法HCと呼ぶ。

- (1) テストユーザのユーザ情報 (年齢, 肌質) を抽出する。
- (2) テストユーザのレビューを1件抽出し、感性情報を推定する。
- (3) 手順(2)のレビュー先商品情報 (メーカー, ブランド) を抽出する。
- (4) 手順(1)～(3)を用いてベクトルを構成する。
- (5) 信頼者1人に対して、手順(1)～(4)と同様にしてベクトル変換を行う。
- (6) 手順(5)を信頼者が投稿したレビュー全件に対して繰り返し、複数のベクトルを得る。
- (7) 手順(6)で得た複数のベクトルから、手順(4)で得たベクトルと商品のタイプが異なるものを取り除く。
- (8) 手順(7)で得た個々のベクトルと手順(4)で得たベクトルとのユークリッド距離を測り平均を取る。
- (9) 手順(5)～(8)を、用意した信頼者全てに対して繰り返す。
- (10) 手順(9)で得た平均距離を近い順に並べて、シミラーユーザランキングを作成する。

一方、タイプ分類の有効性を確認するため、タイプ分類を取り入れない (つまりクラスタリングを用いない) 手法も用いる。つまり、上記の手順(7)をなくした手法である。これを手法NCと呼ぶ。

### 3.2.2 ベースライン

提案手法の有効性を確認するために、ベースライン手法を考える。ここで、@cosme[1]から容易に得られる、ユーザ情報のみで作成した2次元のベクトルによってマッチングを行う手法をベースライン1とする。レビューなしの商品情報は個人の嗜好が反映していないので、ベースラインには商品情報を利用していない。また、提案手法HCでは、感性情報の推定を用いている。そこで、先行研究[3]で提案したルールベースによる感性情報の推定を使用するものをベースライン2とする。

## 4. 評価

### 4.1 評価方法

シミラーユーザランキングの上位にあるユーザが推薦する商品が、テストユーザにとって有用であればマッチングの結果が有効であったといえる。同時に、テストユーザにとってのシミラーユーザであると判定できる。

<sup>2</sup> @cosme[1]が提言している数。

以上の考え方でシミラーユーザであるか判定を行い、マッチング結果の評価を行う。しかしながら、テストユーザは@cosme[1]上のユーザを使用しているため、コンタクトを取るのは難しい。よって推薦商品の試用による評価はできない。そこで、テストユーザのレビューデータによって評価を行う手法を以下のように考案し用いる。

シミラーユーザがテストユーザに商品Aを提案したとする。テストユーザも過去に商品Aに対してレビューをしていれば、これら2つのレビューの一致度によってシミラーユーザ判定が可能である。ランクインした信頼者全てに対して同様の考え方でレビューの一致度を測りランキング化する（以下、これをレビューマッチランキングと呼ぶ）。これら2つのランキングの順位が近いほど、シミラーユーザランキングは正しくテストユーザとの類似順に並んでいると評価できる。順位の近さを測る尺度として、スピアマンの順位相関係数（2つの順位データから相関係数が計算できる）[5]を用いる。

## 4.2 レビューマッチランキングの作成

著者一人の人手評価によりレビューの一致順に順位を付ける。評価対象はシミラーユーザランキングにランクインしている信頼者全員であるが、作業量が多いため1位から15位間隔で抽出した信頼者を対象とする。見比べるレビューは前節の考え方から同商品に限定され、2件ずつとする。人手で評価する著者はシミラーユーザランキングの順位を知らないようにする。以下に手順をまとめる。

- (1)シミラーユーザランキングから1位から15位間隔（1位、16位、31位…）で信頼者を抽出する。
- (2)手順(1)で得た信頼者の順位をシャッフルする。
- (3)手順(2)で得た信頼者のレビューの内、テストユーザも同じ商品にレビューしているものから、ランダムで2件ずつ抽出する。
- (4)手順(3)のレビューを著者の一人が人手で評価して、レビューが一致している順に手順(2)の信頼者を並べ変える。

以上の手順でレビューマッチランキングを作成し、シミラーユーザランキングとの相関係数を求める。

## 5. 実験

### 5.1 感性情報推定の実験と結果

感性情報の推定には先行研究[3]で提案した手法を用いた。具体的には、機械学習についてはSVM (RBF) を用いた。また、機械学習に必要なコーパスについては、@cosmeから「化粧水」に対するレビューテキストを1,000件自動収集し、それに手動でラベル付けを行うことにより作成した。ラベル付けの基準は、効果ありなら「上」、それに程度や曖昧な表現が加わると「中」、効果無しなら「下」、言及していないなら「無」とした。テキストからベクトルへの変換も先行研究と同様、形態素解析と構文解析により121個の重要な単語のBoWを

用いた。ベクトルの個々の要素はその単語が出現すれば1、出現しなければ0の2値を取る。

3.1節で述べた通り、5つの感性項目に対して4段階で推定する。先行研究[3]では「美白」のみについて実験をしたため残りの4項目を実験した。まず各項目それぞれに対して最適なモデルを先行研究と同様な方法で構築する。すなわち、含まれるラベルに偏りがないようにコーパスと同じラベルの割合で、学習データとテストデータを9:1の割合で分割した。学習データを用いて、グリッドサーチと5-fold交差検証を行うことにより、機械学習における最適なハイパーパラメータを決定した。ハイパーパラメータの組み合わせ数は、1,024通りで設定した。詳細は表3に示す。

表3 グリッドサーチに用いるハイパーパラメータ

機械学習	パラメータ	値
SVM	C	$10^{-4}$ - $10^0$ 間に対数（基底10）スケールで32分割
(RBF)	$\gamma$	$10^{-4}$ - $10^0$ 間に対数（基底10）スケールで32分割

1,000件から成るコーパスの、感性項目ごとの各ラベルの件数を表4に示す。各感性項目の推定精度を表5に示す。いずれも、項目「美白」については先行研究[3]の結果を引用している。なお、ベースライン2に用いるルールベースの「美白」の推定精度は0.27であった。

表4 感性項目ごとの各ラベルの件数

評価項目	上	中	下	無
美白	249	142	184	425
毛穴	163	79	52	706
ニキビ	179	74	78	669
ハリ・ツヤ・弾力	322	46	31	601
保湿	416	149	176	259

表5 感性項目ごとの推定精度

感性項目	精度
美白	0.70
毛穴	0.87
ニキビ	0.82
ハリ・ツヤ・弾力	0.77
保湿	0.66

### 5.2 マッチングの実験

#### 5.2.1 実験条件

3.2節で述べた手法HCとNC、ベースライン1とベースライン2を用いてマッチングを行う。用意した信頼者は100人である。ベースライン1はユーザ情報（年齢と肌

質)のみの2次元ベクトルで、ベースライン1を除くほかのすべての手法では、ベクトルの次元数を5(感性推定値5項目),7(感性推定値5項目,メーカー,ブランド),9(感性推定値5項目,メーカー,ブランド,年齢,肌質)と変化させ、それぞれHC(5,7,9),NC(5,7,9),ベースライン2(5,7,9)と区別することにする。また、テストユーザのベクトルを一人あたり10個用意し、各結果の平均でシミラーユーザランキングを決定した。その際、商品のタイプが1つも一致しない信頼者と、そもそも化粧水に対してレビューしていない信頼者がいるためマッチング後は人数が減っている。それでもマッチングの評価に全員を用いるのはコストが大きいため、そこから1位から15位間隔で信頼者を抽出した(最低でも4人抽出できた)。それを用いてレビューマッチング(4.2節参照)を作成した。また、テストユーザは5人用意した。

### 5.2.2 実験結果と考察

実験結果を表6に示す。

表6 相関係数と相関の有無

マッチングの手法	スピアマンの順位相関係数	相関の有無
HC(9)	0.48	相関有り
HC(7)	0.40	低い相関有り
HC(5)	0.52	相関有り
NC(9)	0.04	ほとんど相関なし
NC(7)	0.04	ほとんど相関なし
NC(5)	0.00	相関なし
ベースライン1	0.06	ほとんど相関なし
ベースライン2(9)	-0.28	低い負の相関有り
ベースライン2(7)	-0.24	低い負の相関有り
ベースライン2(5)	0.12	ほとんど相関なし

相関係数は-1~1の範囲で値をとり、一般的に0.4より大きければ相関有りとなる。相関有りならば、マッチング手法が有効であると評価できる。

表6より「相関あり」となったのが手法HC(9),HC(7),HC(5)であり、手法HCのみが有効であることが確認できた。また、手法NCと比較すると、いずれの次元数でも手法HCが優れていることから、タイプ分類を用いる手法が有効であったとわかる。

ベースライン1が「ほとんど相関なし」となったことから、容易に得られるユーザ情報だけでは不十分であり、手法HCのようにレビューから得られる情報を取り入れる手法が有効であるとわかる。ベースライン2の結果はどれも悪く、その中でもベースライン2(9,7)では負の相関係数になったことから、感性情報の機械学習による正確な推定が重要であるとわかる。

手法HCのみで比較するとHC(5)がもっともよかった。この結果から、レビューテキストの人手による評価、つまり感性情報のみを用いていることが、感性情報のみHC(5)に有利に働いたように思われるかもしれない。しかし実際は、同商品に対するレビューに限定した評価であるため、商品情報も用いる本評価方法では、HC(7)がもっとも有利なはずである。また、レビューテキストにユーザ情報がないため、ユーザ情報も取り入れたHC(9)がもっとも不利なはずである。つまり、本評価方法では一見、次元が7,5,9の順で有利なバイアスをかけているようにみえる。しかし実際の評価結果は5,9,7の次元の順でよかった。9次元が7次元よりよかったのは、ユーザ情報も暗黙的にレビューテキストに反映されていることを意味しているかもしれない。しかし、いずれの方法も得られた相関係数の値は僅差しかなかった。

## 6. おわりに

本稿では、利用者に対して化粧品を提案する個人化推薦システムの開発を目的とし、その手法を提案した。レビューテキスト(感性情報)を用いることと、商品のタイプ分類を用いることが利用者のシミラーユーザの発見に重要であることがわかった。また、機械学習による正確な感性情報の推定は重要であることが確認できた。感性情報のみベクトルが最も良い結果を示したが、最も不利な条件と思われるユーザ情報を加えた場合の結果が僅差であったことから、ユーザ情報も暗黙的にレビューテキストに反映されている可能性を感じた。

レビューのような個人を反映している情報がシステムの性能に有効であったことから、個人の更なる詳細な情報をマッチングの要素に取り入れることで性能の向上が見込めると考えたが、レビューサイトから得られる情報だけでは限界を感じた。今後は、化粧品会社が行っているスキンチェックによる肌質の詳細情報など、レビューサイト以外から得られる情報でアプローチをしていきたい。また、化粧品の個人化推薦システムを実用化するためには、利用者の購買意欲を高められる推薦システムを目指すべきであると考え、利用者にとってコストパフォーマンスの考慮や、購入しやすい商品の推薦度を上げるといった試みを行いたい。

## 参考文献

- [1] @cosme <https://www.cosme.net/>
- [2] 松波 友稀, 奥田 麻美, 上田 真由美, 中島 伸介, Panote Siriaraya, コスメアイテムに関する評価項目別スコアを用いた類似ユーザ判定手法, 第11回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2019) G4-4, 2019.
- [3] 塚越 三蘭, 馬 青, 村田 真樹:化粧品レビューテキストからの機械学習による評価推定, 言語処理学会第25回年次大会, pp. 675-678, 2019.
- [4] 厚生労働省医薬・生活衛生局:医薬品等適正広告基準の解説及び留意事項等について <https://www.mhlw.go.jp/file/06-Seisakujouhou-11120000-Iyakushokuhinkyoku/0000179263.pdf>
- [5] 大村平『多変量解析のはなし』日科技連, pp. 15-29, 1985.