



主観ランク表現を伴う e クチコミメッセージの 効力差異予測に関する一考察

藤 本 和 則

概要 近年、消費者の商品評価に影響を与える情報源として、e クチコミメッセージが注目されている。本論文では、(1) オピニオンマイニングの分野での分類を参考に、主観ランク表現のメッセージモデルを構築し、(2) モデル化された個々のメッセージの推論量を数値として導く計算モデルを提案する。提案の計算モデルにより、計算された推論量の大きさの比較により、メッセージの効力の大小を消費者の商品知識の程度別に予測することが可能となる。簡単な例題について実際に推論量を計算し、効力差異に関する未検証仮説を導いて考察を加える。

Abstract Electronic word-of-mouth (eWOM) is one important information source that influences consumer product evaluations. This paper presents a computational model that accounts for the potency differences in eWOM messages involving subjective rank expressions, which refer to linguistic representations related to the evaluated levels of the benefits of product attributes. The computational model postulates various types of subjective rank expressions obtained using techniques from opinion mining and sentiment analysis. The unexplored behavioral hypotheses suggested by the computational model are discussed from an analytical viewpoint.

キーワード 認知モデリング, 消費者行動, e クチコミ, オピニオンマイニング, ソーシャルメディア

原稿受理日 2011年9月28日

1. はじめに

近年、消費者の商品評価に影響を与える情報源として、eクチコミメッセージが注目されている⁽¹⁾⁽²⁾⁽³⁾。eクチコミメッセージとは、ソーシャルメディア上に電子投稿される文章を指す。内容には、他の消費者の商品評価や推薦が含まれ、これらは消費者自身の経験や嗜好に基づく。消費者の商品評価により大きな効力をもつのはどのようなタイプのeクチコミメッセージであろうか。eクチコミメッセージの効力に関する知見が集まれば、Web上の多様で膨大なメッセージのうち、個々の消費者に効果のあるものを選択的に提供する知的エージェントが可能となる。こうした知的エージェントは、ソーシャルメディアを介した消費者間インタラク션을促進させると期待される。

筆者は、これまでに、eクチコミメッセージの「主観ランク表現」に着目し、比較と程度という二つの表現タイプの効力差異を説明する仮説モデルを提案した⁽⁴⁾。本論文では、提案の仮説モデルの考えに基づいて、効力差異を予測するための計算モデルを構築する。提案の計算モデルは、オピニオンマイニングの技術⁽⁵⁾⁽⁶⁾を使って抽出されるさまざまなタイプのメッセージを扱うことができる。以下では、第2章で、計算モデルの背景を述べる。第3章では、eクチコミメッセージのモデル化を行う。第4章では、計算モデルの定式化を行い、第5章では、計算モデルから示唆される未開拓の仮説について論じる。なお、本稿は、文献⁽⁷⁾の内容に加筆、修正を行ったものである。

2. 背景

2.1 主観ランク表現

消費者が作成するeクチコミメッセージにはさまざまな表現が用いられる。「主観ランク表現」は、商品属性の便益を主観的にレベル評価した言葉上の表現である。主観ランク表現では、従来の消費者行動研究の領域の見方⁽⁸⁾⁽⁹⁾にそって、基本要素として「便益」と「属性」が使われる。本研究では、便益と属性のペアを「ターゲット」と呼ぶ。eクチコミメッセージの効力予測における主観ランク表現研究の位置づけについては、文献⁽⁴⁾に説明されている。

主観ランク表現のタイプは「比較」と「程度」からなる。「機種Xのタッチパネルは機種Yのより使いやすい。」というメッセージは、比較タイプの典型例であり、使いやすさ

という便益について、機種Xのタッチパネルという属性が機種Yに比べ高いと評価されたことを示す。一方、「機種Xのタッチパネルは大変使いやすい。」というメッセージは、程度タイプの典型例であり、使いやすさという便益について、機種Xのタッチパネルという属性が高いと評価されたことを示す。これらのメッセージは、ともにある便益に関する商品属性のレベル評価を示したものであり、主観ランク表現を伴うメッセージであるといえる。以上の例に見るように、主観ランク表現を伴うeクチコミメッセージは、単に商品属性を便益に結びつけるだけでなく、便益のレベル評価に関する情報を含む。

2.2 仮説モデル

筆者は、主観ランク表現の比較と程度のタイプについて、効力の差異を説明する仮説モデルを示した⁽⁴⁾。この仮説モデルは、eクチコミメッセージを受け取った消費者が、そのメッセージを使ってレベル評価を導くのに、どれだけの推論が必要かに着目する。個々の商品属性に関するレベル評価を陽には書かない比較タイプは、陽に書く程度タイプに比べ、レベル評価を導くためにより多くの推論を必要とする。商品知識が多い人は、自分の知識を使って推論することを好むので、推論がより多く必要となるメッセージ、つまり、比較タイプのメッセージを好むと考えられる。逆に、商品知識が少ない人は、推論が少なく済むメッセージを好むので、程度タイプのメッセージを好むと考えられる。結果として、商品知識が多い人には比較タイプが、商品知識が少ない人には程度タイプが、それぞれより大きな効力を持つとするのが仮説モデルの基本的なアイデアである。

提案の仮説モデルの背景を与える一つの理論として、主として広告の効果を説明するために構築されたImplicit Conclusionの理論⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾⁽¹²⁾がある。結論を明示する広告メッセージの典型例としては「さあ、違いがわかったでしょう。本商品はあなたにベストな一品です。」といったものである。逆に結論を明示しない広告メッセージの典型例としては「以上が事実です。自分が買うべき商品を決めてください。」といったものである⁽¹⁰⁾。Implicit Conclusionは、商品に対する関与（involvement）の高い消費者にとっては、商品のメリットを陽に記述せず、これをオープンにしたメッセージの方が、より大きな説得力をもつとする理論である。

Implicit conclusionの理論は実験的に支持⁽¹¹⁾⁽¹²⁾されており、さまざまな視点から拡張が試みられている⁽¹³⁾⁽¹⁴⁾。Implicit Conclusionの理論をベースにした場合、仮説モデルは次の二つから特徴付けられる。

(i) 仮説モデルは、レベル評価を推論するというタスクを扱っており、こうした意味か

ら「ターゲットのレベル評価」が結論に相当する。

- (ii) 仮説モデルは、消費者がメッセージを処理する動機に相当する関与の代わりに、消費者のもつ商品知識の程度をパラメータとして導入する。

商品知識の程度は、消費者の有する経験や知識に基づいて決められる。例えば、当該商品の購買経験から決められる⁽⁴⁾こともあるし、当該商品に関する設問の正解数に基づいて決められる⁽³⁾こともある。より実践的には、消費者がネットを利用するにあたって使う検索キーワードや、保有するブックマークの特徴を調べることにより、商品知識を推定するという考え方もある。本研究は、メッセージを受信する消費者の特徴として、商品知識の程度のみを扱うが、今後、効力予測を正確に行うには、消費者のもつ商品知識の程度に加えて、消費者の関与も扱う必要がある⁽⁵⁾。

3. メッセージモデリング

3.1 比較タイプ

人間の意見について、最も基本的な分類は「比較 (comparative)」と「直接 (direct)」である⁽⁶⁾。直接意見は単一の対象について主観的な考えを示し、比較意見は二つ以上の対象間の相違や類似の関係、あるいは選好関係を示す。さらに、比較は、non-equal gradable, equative, superlative, non-gradable の四つのサブタイプに分類される⁽⁷⁾。以上の比較意見のサブタイプを参考に、主観ランク表現の比較タイプに属するeクチコミメッセージは次のようにモデル化できる。

(target1, target2, type)

ここに、target1, 2はそれぞれターゲット (便益の商品属性の組)、typeはnon-equal gradable, equative, superlativeのいずれかのタイプを示す。typeがnonequal gradable (equative) の場合は、target1, 2のレベル評価は前者の方が高い (前者と後者が同等である) ことを示す。また、typeがsuperlativeの場合は、target2は省略され、target1のレベル評価が最も高いことを示す。non-gradableは、レベル評価に関係しないので、typeパラメータから除かれる。

提案のメッセージモデルは、Jindalらが提案するrelationWord, features, entityS1, entityS2, typeの5つのパラメータを使ったメッセージモデル⁽⁸⁾の変形と捉えることができる。パラメータfeatures, entityS1, S2はtarget1, 2に関係し、typeは両モデルとも同じものである。relationWordは-erやexceedのように、文中で比較関係を表現するキーワー

ドを指す。提案のメッセージモデルには、この relationWord は含まれないが、target1, 2 中の便益を指す言葉 (例えば easier や lightest) に相当する情報が含まれることがある。

一方, Jindal らが提案するメッセージモデルは、大小関係をそのまま表現するのに対し、提案のメッセージモデルは、便益の主観的評価の大小関係を表現する点で両者は本質的に異なるとも言える。例えば、「X は Y よりバッテリーの寿命が長い。」と「X は Y より起動にかかる時間が長い。」という二つのメッセージを考える。長いを「 $>$ 」で表現したとすると、Jindal らが提案するメッセージモデルでは、どちらも $X > Y$ である。一方、提案のメッセージモデルでは、前者は $X > Y$ であるが、後者は (起動にかかる時間が長い方が便益の主観的評価は低くなるので) $X < Y$ と表現される。

3.2 程度タイプ

オピニオンマイニングの領域での典型的なタスクの一つは、オンラインレビューを文書レベル¹⁷⁾、あるいは文レベル¹⁸⁾で肯定的な意見か否定的な意見かに分類する極性判定である。近年では、単に肯定 / 否定に分類するだけでなく、より粒度の細かいクラス (例えば一つ星から五つ星の 5 段階) に分類する rating-inference も研究が進められている¹⁹⁾。rating-inference は、順序尺度の一種である multi-point rating scales を前提に、レビューの文面から、レビュー提供者の主観評価のレベルを決める。このプロセスでは、評価対象、レベル評価、multi-point rating scales の三つの要素が前提となる。

以上の見方にそって、主観ランク表現の程度タイプに属する e クチコミメッセージは次のようにモデル化できる。

(target, level, scaleInfo)

ここに、target はターゲット (便益の商品属性の組)、level は multi-point rating scale の仕様を与える scale-Info のもとで評価されたレベル評価である。multi-point rating scale の粒度には、さまざまなものが考えられる。例えば、rating-inference の実験として、¹⁹⁾では、3 points と 4 points の粒度が試された。粒度が細かい方が情報は多いが、抽出ルール学習のためのサンプルが少ない場合には、粒度を粗くすることもある。また、一連のレビューに主観評価のレベルを細かく区別するほどの情報が含まれていない場合には、そもそも細かい粒度は意味がない。実践的には、multi-point rating scale の粒度は、こうした対象テキストの性質に基づいて決められる。

4. 計算モデル

4.1 基本的なアイデア

計算モデルでは、レベル評価を導くのに必要な推論の総量を推論量として定量化される。レベル評価が直接書かれたメッセージは、推論なしにレベルをそのまま得ることを可能にするので、推論量がない、つまり推論量0とみなすことができる。一方、レベルの大小関係のみが書かれたメッセージは、レベルを導くのにいくらかの推論を必要とするので、推論量は0ではなくいくらかの量をもつことになる。以上の説明は、一つのターゲットについてレベルを推論する場合であるが、実際には複数のターゲットが推論の対象となる。複数のターゲットを前提にするため、メッセージ受信者がレベルを推論する空間全体を表現する推論空間という空間を用いる。

推論空間は、推論対象となる全てのターゲットのそれぞれに対応した軸をもち、各軸はレベルの尺度によって構成される。例として、2つのターゲット A, B のレベルを1から5の5-point rating scales で評価する場合の推論空間を図1に示す。図の横軸 $h(A)$ 、縦軸 $h(B)$ はそれぞれ、ターゲット A, B のレベルを表す。図に示すように、この場合の推論空間は25の点からなる。推論空間のある一点は、ターゲット A, B の両方に、あるレベルを与える情報となる。例えば、 $h(A)=4$ 、 $h(B)=3$ を示す点 e は、ターゲット A のレベルが4で、ターゲット B のレベルが3であることを示す。このように、推論空間のもとでは、ターゲットのレベルを推論する問題は、推論空間中の1点を定める問題とみなすことができる。このアイデアの一部は確率分布超空間²⁰⁾とその拡張²¹⁾から動機付けられた。

推論空間の上に大きな制約を与え、推論の範囲を少ない領域に制限するメッセージは、

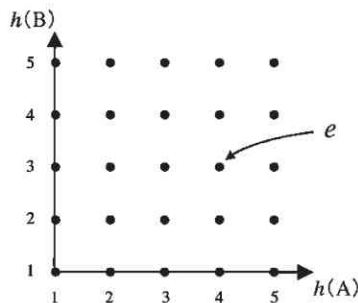


図1 推論空間

選択する候補のサイズが小さいという意味で、必要とする推論量が比較的小さいメッセージといえる。一方、推論空間の上にあまり制約を与えず、推論の範囲が大きいままのようなメッセージは、選択する候補のサイズが大きという意味で、必要とする推論量が比較的大きいメッセージといえる。このように、メッセージが許す推論空間上の領域のサイズを定量化すれば、これが推論量を示す尺度として利用できると考えた。

4.2 定式化

推論空間に関する記法を以下にまとめる。

- 評価される全てのターゲットからなる集合をとし、のサイズを k とする。
- ターゲットを評価する multi-point rating scale のレベル数を粒度 g とする。
- 全てのターゲット ($\in \Omega$) について、可能な全てのレベルベクトルの集合を推論空間 $S = \{e_1, \dots, e_g^k\}$ とする。各要素 $e_j, j = 1, \dots, g^k$ を S 中の点と呼ぶ。

いま、ターゲット ($\in \Omega$) に関する主観ランク表現を伴うeクチコミメッセージの集合 $M = \{m_1, \dots, m_n\}$ を考える。メッセージ $m_i \in M$ と整合する推論空間 S 上の領域を r_i と書く。このとき、メッセージ m_i の推論量は以下のように定義される。

定義(推論量)

$$Q(m_i) = \sum_{e \in S} \eta_i(e) - 1. \quad (1)$$

ここに、 η_i は次の関数を示す。

$$\eta_i(e) = \begin{cases} 1 & \text{if } e \in r_i \\ 0 & \text{if } e \notin r_i. \end{cases} \quad (2)$$

推論量 Q は 0 から $g^k - 1$ の整数値をとる。推論空間全ての点と整合するメッセージは最大値 $g^k - 1$ をとり、推論空間の1点のみと整合するメッセージは最小値 0 をとる。

eクチコミメッセージの効力差異は、推論量に基づいて次のように予測される。

『効力差異の予測ともにターゲット ($\in \Omega$) を肯定するeクチコミメッセージ m_i, m_j について、 $Q(m_i) > Q(m_j)$ であれば、商品知識の豊富な消費者には $m_i > m_j$ 、商品知識の

乏しい消費者には $m_j > m_i$ と予測される。ここに、 $m_i > m_j (m_j > m_i)$ は、 $m_i (m_j)$ は $m_j (m_i)$ に比べ、ターゲットへの態度変容に関してより強い効力をもつことを示す。』

以上に示すように、計算モデルは、メッセージ受信者のもつ商品知識の程度を区別して効力を導く。

効力予測を正確に行うには、推論量以外のさまざまな要因^{22,23,24}を考慮する必要がある点に注意されたい。また、推論空間の multi-point rating scale は、本来、程度タイプのメッセージ中の尺度とは独立に、メッセージ受信者側の認知的特性に従って決められるべきものである。心理実験によく用いられる Multi-point リッカート尺度は一つの選択肢である。ただ、この場合には、両尺度間のマッピングルールを構築する必要が生じるので、簡単には、両尺度が同一であると仮定される。

4.3 例題

本節では、ターゲット集合 $\Omega = \{A, B, C\}$ 、粒度 $g = 5$ のケースを例に、計算モデルを使った効力差異の予測過程を説明する。このケースでは、推論空間は $125 (= 5^3)$ の点を含み、推論量は 0 から 124 の値をとる。e クチコミメッセージの例を図 2 に示す。メッセージ m_1 は比較タイプの non-equal gradable type であり、推論空間上の領域 $h(A) > h(B)$ と整合する。メッセージ m_2 は比較タイプの superlative type であり、領域 $h(A) > h(B)$

<p>Comparison type (non-equal gradable) $m_1: (A, B, \text{non-equal gradable})$ $r_1: h(A) > h(B)$</p> <p>Comparison type (superlative) $m_2: (A, \text{superlative})$ $r_2: h(A) > h(B) \text{ and } h(A) > h(C)$</p> <p>Degree type $m_3: (A, 5, \{5\text{-point rating scale, 1 to 5}\})$ $r_3: h(A) = 5$</p>

図 2 e クチコミメッセージの例

表 1 各 e クチコミメッセージの推論量

	m_1	m_2	m_3
$Q(m_i)$	49	29	24

と $h(A) > h(C)$ の交わりと整合する。メッセージ m_3 は程度タイプであり、領域 $h(A)=5$ と整合する。

表1に各eクチコミメッセージの推論量の計算結果を示す。表に示すように、メッセージ m_1 , m_2 , m_3 の推論量は、それぞれ 49, 29, 24 となる。この例では、各メッセージは、いずれもターゲットを肯定するものである。したがって、効力差異の予測規則に従って、ターゲット A への態度変化に関する効力の大小関係は、商品知識の豊富な消費者にとっては、 $m_1 > m_2 > m_3$ 商品知識の乏しい消費者にとっては、 $m_3 > m_2 > m_1$ という結果が導かれる。この結果は、ターゲット A のプロモーションを試みる情報フィルタリングエージェントは、商品知識が豊富なユーザにはメッセージ m_1 を優先し、商品知識が乏しいユーザにはメッセージ m_3 を優先して提示する戦略が望ましいことを示唆する。ここで得られた結果は、 $k = 3$, $g = 5$ という条件のもとに計算された結果であり、これらのパラメータが変化すれば推論量の大小関係も変わり得ることに注意されたい。

5. 議論と今後の課題

本論文では、(1) オピニオンマイニングの分野での分類を参考に、主観ランク表現のメッセージモデルを構築し、(2) モデル化された個々のメッセージの推論量を数値として導く計算モデルを提案した。提案の計算モデルにより、計算された推論量の大きさの比較により、メッセージの効力の大小を消費者の商品知識の程度別に予測することが可能となった。

提案の計算モデルは、対象とするターゲットの数や評価の粒度によって、メッセージのもつ効力の大小関係が変わり得ることを示唆する。実際、第4章で扱ったケースにおいて、ターゲットを一つ増やして $k = 4$ とすると、 m_1 の推論量が最大となることは変わらないが、 m_2 と m_3 の推論量の大小関係は逆転する。これは、 m_2 は superlative であり、A が1番であることを主張するメッセージなので、 k が大きくなるほど特に推論空間を限定する効果が高い、つまり推論量をより小さくする効果をもつためと考えられる。

本計算モデルにより導かれたメッセージ間の効力関係は、ある意味、仮説として考えることもでき、今後、消費者行動の領域での知見と照らし合わせたり、実験計画などの手法を用いて、その妥当性の検証することが重要となる。また、効力予測を行うという意味では、ターゲットの数や粒度をパラメータとして各メッセージの推論量の大小関係を数学的に解析するアプローチも重要である。例えば、第4章で扱った例題では、 $k \geq 2$, $g \geq 4$

を満たす任意の k, g について, $Q(m_1)$ は $Q(m_3)$ より常に大きくなる。この結果は、文献⁽⁴⁾の実験結果と整合する。今後、こうした数学的な分析に基づく知見を集める必要がある。本論文で提案した計算モデルは、こうした分析の基盤を与えるものである。

参 考 文 献

- (1) J. Lee and J. N. Lee, "Understanding the product information inference process in electronic word-of-mouth: An objectivity-subjectivity dichotomy perspective," *Information and Management*, vol. 46, no. 5, pp. 302-311, 2009.
- (2) Y. Chen and J. Xie, "Online consumer review: Word-of-mouth as a new element of marketing communication mix," *Management Science*, vol. 54, no. 3, pp. 477-491, 2008.
- (3) D. H. Park and S. Kim, "The effects of consumer knowledge on message processing of electronic word-of-mouth via online consumer reviews," *Electronic Commerce Research and Applications*, vol. 7, no. 4, pp. 399-410, 2008.
- (4) K. Fujimoto, "An investigation of potency of eWOM messages with a focus on subjective rank expressions," in *Proceedings of the International Workshop on Intelligent Web Interaction (WI-IAT10 Workshop)*, 2010, pp. 97-101.
- (5) B. Pang and L. Lee, "Opinion Mining and Sentiment Analysis," *Foundations and Trends in Information Retrieval*, vol. 2, no. 1-2, pp. 1-135, 2008.
- (6) B. Liu, "Sentiment analysis and subjectivity," in *Handbook of Natural Language Processing*, Second Edition, N. Indurkha and F. J. Damerau, Eds. Boca Raton, FL: CRC Press, Taylor and Francis Group, 2010.
- (7) K. Fujimoto, "A computational account of potency differences in eWOM messages involving subjective rank expressions," in *Proceedings of the International Workshop on Intelligent Web Interaction (WI-IAT10 Workshop)*, 2011, pp. 138-142.
- (8) J. W. Alba and J. W. Hutchinson, "Dimensions of Consumer Expertise," *Journal of Consumer Research*, vol. 13, no. 4, pp. 411-454, 1987.
- (9) D. Maheswaran and B. Sternthal, "The effects of knowledge, motivation, and type of message on ad processing and product judgments," *Journal of Consumer Research*, vol. 17, no. 1, pp. 66-73, 1990.
- (10) A. G. Sawyer, "Can there be effective advertising without explicit conclusions? decide for yourself," in *Nonverbal communication in advertising*, S. Heckler and D. W. Steward, Eds. Lexington, MA: D. C. Heath, 1988, pp. 159-184.
- (11) A. G. Sawyer and D. J. Howard, "Effects of Omitting Conclusions in Advertisements to Involved and Uninvolved Audiences," *Journal of Marketing Research*, vol. 28, no. 4, pp. 467-474, 1991.
- (12) F. R. Kardes, "Spontaneous Inference Processes in Advertising: The Effects of Conclusion Omission and Involvement on Persuasion," *Journal of Consumer Research*, vol. 15, no. 2, pp. 225-233, 1988.
- (13) P. E. Ketelaar, M. S. van Gisbergen, J. A. Bosman, and H. Beentj, "Attention for open and closed advertisements," *Journal of Current issues and Research in Advertising*, vol. 30, no. 2, pp. 15-25, 2008.
- (14) K. Gunasti and W. Ross Jr, "How Inferences about Missing Attributes Decrease the Tendency to Defer Choice and Increase Purchase Probability," *Journal of Consumer Research*, vol. 35, no. 5, pp. 823-837, 2009.

- ⑮ J.-C. Chebat, M. Charlebois, and C. Geinas-Chebat, "What makes open vs. closed conclusion advertisements more persuasive? The moderating role of prior knowledge and involvement," *Journal of Business Research*, vol. 53, no. 2, pp. 93-102, Aug. 2001.
- ⑯ N. Jindal and B. Liu, "Mining comparative sentences and relations," in *proceedings of the 21st national conference on Artificial intelligence (AAAI-06)*, 2006, pp. 1331-1336.
- ⑰ K. Dave, S. Lawrence, and D. Pennock, "Mining the peanut gallery: Opinion extraction and semantic classification of product reviews," in *Proceedings of the 12th international conference on World Wide Web (WWW-03)*, 2003, pp. 519 - 528.
- ⑱ T. Wilson, J. Wiebe, and P. Homann, "Recognizing contextual polarity in phrase-level sentiment analysis," in *Proceedings of the conference on Human Language Technology and Empirical Methods in Natural Language Processing (HLT-05)*, 2005, pp. 347-354.
- ⑲ B. Pang and L. Lee, "Seeing stars: Exploiting class relationships for sentiment categorization with respect to rating scales," in *Proceedings of the 43rd Annual Meeting on Association for Computational Linguistics*, 2005, pp. 115-124.
- ⑳ M. J. Druzdzal and L. C. van der Gaag, "Elicitation of probabilities for belief networks: Combining qualitative and quantitative information," in *Proceedings of the 11th Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-95)*, 1995, pp. 141-148.
- ㉑ K. Fujimoto, K. Matsuzawa, and H. Kazawa, "An elicitation principle of subject probabilities from statements on the Internet," in *Proceedings of the 3rd International Conference on Knowledge-Based Intelligent Information Engineering Systems (KES-99)*, 1999, pp. 459-463.
- ㉒ P. Nelson, "Advertising as Information," *Journal of Political Economy*, vol. 82, no. 4, pp. 729-754, 1974.
- ㉓ R. East, K. Hammond, and W. Lomax, "Measuring the impact of positive and negative word of mouth on brand purchase probability," *International Journal of Research in Marketing*, vol. 25, no. 3, pp. 215-224, 2008.
- ㉔ M. Y. Cheung, C. Luo, C. L. Sia, and H. Chen, "Credibility of electronic word-of-mouth: Informational and normative determinants of online consumer recommendations," *International Journal of Electronic Commerce*, vol. 13, no. 4, pp. 9-38, 2009.