

WEB コンテンツの分析に基づくユーザーの潜在要求抽出手法

Method for extracting latent requirements of customers by analyzing contents on the web.

春日 瑛[†] 大澤 幸生[†]

Akira Kasuga Yukio Ohasawa

1. はじめに

幅広い Web サービスの普及によって、近年はユーザーのレビューがインターネット上において容易に得られるようになった。新しい製品やサービス開発を行う上で、これらのユーザーのレビューから既存の製品やサービスについての潜在要求を獲得することは重要な要素となる。しかし、レビューは記述するユーザーによって表現方法が大きく異なるため、計算機で一概に分析し意図を抽出することには課題が多く、様々な手法によって抽出する研究が試みられている[1]。本研究では、多数のレビュー文から Word2Vec というニューラルネットワークモデルの一種を用いて学習[2]させることによって単語間の類似度を求め、レビューにおける単語間の意味構造を表現したのちに意見の抽出を行う。さらに、各単語を主成分分析によって二次元に可視化することで関連性の把握を試みる。

2. 提案する手法

2.1 Word2Vec の概要

本研究では単語間の類似度を求めるのに、Mikolov らにより提案された Word2Vec[3,4]を用いる。Word2Vec とは、単語の特徴から意味構造をベクトル化することができるニューラルネットワーク型の学習アルゴリズムである。単語間での意味構造をベクトルとして定量化でき、加減乗除も可能であるという点が利点とされる。

Word2vec における学習の計算に際しては Skip-gram というモデルを用いている。Skip-gram モデルの目的関数は式(1)で表現される。T を対象とするコーパスの語数、c を学習に使用する範囲の語数、w を学習させる語とする。 $p(w_{t+j}|w_t)$ は式(2)によって定義されるソフトマックス関数であり、式(1)を最大化するベクトル v を推定する。 v_w は単語 w のベクトルであり、W は語彙数である。学習は全ての単語について、確率勾配降下法と誤差逆伝播法で単語ベクトル v_w と単語予測ベクトル $v_{w_{t+j}}$ を更新することで行う。学習における入力では、ウィンドウ幅を示す c 及び推定するベクトル v の次元数を指定する。

$$\frac{1}{T} = \sum_{t=1}^T \sum_{-c \leq j \leq c, j \neq 0} \log p(w_{t+j}|w_t) \quad (1)$$

$$p(w_{t+j}|w_t) = \frac{\exp(v_{w_{t+j}} \top v_{w_t})}{\sum_{w'=1}^W \exp(v_{w'} \top v_{w_t})} \quad (2)$$

上記モデルを用いることで、単語を意味的な構造を持つベクトル空間に表現することができ、異なる単語同士を定量的に計算することが可能となる。

2.2 レビュー分析への適用手法

本研究では Word2Vec を WEB コンテンツのレビュー分析に用いる手法を提案する。具体的には以下の手順で行う。

1. 価格.com よりある製品についてのユーザーレビュー文を収集する。

2. 収集したテキストデータに対してクレンジングを行う。
3. 形態素解析により名詞を抽出する。
4. 3.で得たデータを Word2Vec よって学習させる。
5. 単語間の類似度を求める。さらに指定した単語について関連性の高い単語を上位 10 個取得する。
6. 学習によって取得したベクトルを用いて、選定した単語について主成分分析を行い、2次元に可視化することで関係性を視覚的に捉える。

以上の手順によって、指定した単語についての類似度の高い単語としてユーザーの要求や評価を抽出することができる。加えて Word2Vec により単語の意味構造をベクトル表現できるため、異なる 2 単語の組み合わせにより得られる概念についての要求や評価も抽出可能となる。

3. 実験及び・結果

3.1 分析対象

分析対象として価格.com の自動車カテゴリにおけるスバル:レヴォーグについてのレビューを収集した。2014 年 5 月 18 日 22:11 の投稿から 2015 年 6 月 7 日 22:30 の投稿 まで 146 件のレビューをデータとして収集した。レビューは自由形式の記述であるが、主な評価項目としてはエクステリア、インテリア、エンジン性能、走行性能、乗り心地、燃費、価格について記述されている。これら全てのテキストデータにクレンジングを行ったのちに、形態素解析を行った。ただし、レヴォーグにおける特有の語については辞書として定義した。抽出された名詞数は 28391 語であった。

3.2 分析結果

上記データについて Word2Vec による学習を行い、各単語ベクトルを生成した。学習モデルにおけるウィンドウ幅は 5、次元数は 20 とした。生成された単語のうち、レビューにおける評価項目であるエンジン性能と走行性能について、類似度の高い上位 10 単語を抽出した。エンジン性能と走行性能をベクトルとして加算した概念についても、同様に類似度の高い単語を抽出した。この結果をまとめたものが以下の表 1 である。このうち、エンジン性能には「違和感」、走行性能には「パワフル」「滑らか」といったユーザーの各項目への意見が抽出された。実際に、エンジン性能に関してのレビュー文の中には「ミッションは、CVT はじめましてですが、やはり違和感があります。」というように、CVT というミッションによる違和感を感じるというレビューが多く見られる。これは日本車初の試みであるダウンサイジングターボ導入もこの車種でなされたこともあり、顧客には新しい体験となったものの受け入れにくかった可能性を示唆している。一方で、走行性能に関しては「パワフルに走ります。」「加速も非常に滑らかで」というように概ね高い評価である。ただし、「出だし」については「出だしに不満を持って」というように、低評価のコメントもあった。エンジン性能と走行性能をベクトルとして加算した概念についての類似度の高い 10 単語中 8 単語は、エンジン性能や走行性能について類似度の高い単語と異なる順序で抽出された。

[†] 東京大学大学院 工学系研究科

Graduate School of engineering, the University of Tokyo

ここで、異なる 2 単語を加算することで新しく抽出された 7 番目の「リニア」に着目する。レビュー本文にも「リニアさこそが、この車の白眉!」「リニアなコーナリング」というコメントがあるように高い評価を得ている。「リニアトロニック」に代表されるようなスバルの独自の技術による製品価値が、ユーザーに大きく受け入れられていることがわかる。さらに「リニア」という評価は、エンジン性能だけでなく走行性能と組み合わせられることによりユーザーへの価値として向上するということが分析よりわかる。また、「ハンドル」に関しても「ハンドルを握り続けたい」「ハンドル操作にスッと車が反応してくれる」というようなコメントが見られる。エンジン性能と走行性能が組み合わせられた概念は、ユーザーが「運転を楽しむ」という価値を示していると考えられる。従って、2 つの単語が組み合わせられることで新たな上位概念の「運転の楽しさ」を得ることができた。

表 1 類似度の高い上位 10 単語

単語	エンジン性能	走行性能	エンジン性能+走行性能
1	スイッチ	パワフル	パワフル
2	違和感	下	運転席
3	部分	別	1.6 リッター
4	カーボン	ハンドリング	十分
5	類	出だし	座り心地
6	質感	十分	別
7	嫁さん	滑らか	リニア
8	1.6 リッター	運転席	類
9	運転席	座り心地	ハンドル
10	車体	ポジション	違和感

また、「インテリア」「エクステリア」を組み合わせた概念である「インテリア+エクステリア」についても同様の分析を行ったところ、「荷物」「もう少し」といった単語が上位に抽出された。「荷物はいっぱい積めるし」や「もう少し収納があれば良い」といった評価や要求が見られる。インテリアとエクステリアを組み合わせた概念は車の「パッケージング」を示していると考えられ、評価はユーザーの生活環境によって異なるため高評価も低評価もどちらも抽出された。

次に、表 1 で抽出した全ての各単語ベクトルについてまとめた集合において、主成分分析を行ったのちに第一主成分と第二主成分を軸にして可視化したものが以下の図 1 である。着目した「リニア」は「エンジン性能+走行性能」という 2 単語を加算した単語ベクトルの付近に表出し、かつ図の中心部にあることがわかる。可視化に用いた全単語ベクトルの中でも、特に重要なユーザーの意見であるということが考えられる。

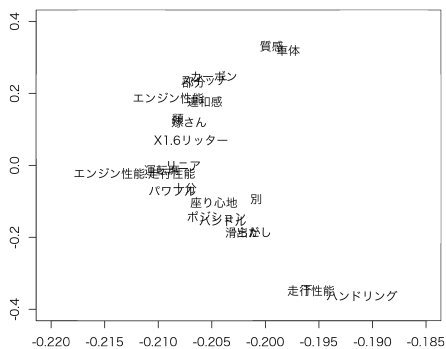


図 1 主成分分析による平面上への可視化

4. 考察

今回は word2vec を用いた WEB レビューの分析を行い、ユーザーの潜在要求の抽出を試みた。その結果、指定した単語に関するユーザーの意見抽出と、2 つの単語を組み合わせた場合に抽出される新たな価値の意見抽出が可能となり、ユーザーの製品に対する評価や要求を表出化することができた。課題としては、抽出された全ての単語がユーザーの意見を示しているわけではなく、エンジン性能においては類、走行性能では下といった関係性の低い単語も表出されているため、精度には改善すべき点がある。加えて、テキストデータのクレンジングの方法や次元数によっても結果は大きく変動するため、検討を重ねる必要がある。今回の分析においては名詞での抽出を行ったことにより、文脈上の肯定や否定の区別ができない点でも課題がある。Word2Vec によるアルゴリズムでは、周辺 5 単語に出る単語の分布に近いものほど類似度の高いベクトルになるという計算を行っているため、類義語や対義語による表現の区別ができない点や出現頻度が低い単語についての類似度計算が正確にできないという側面もある。組み合わせる単語については、「エンジン性能」「走行性能」のような類似度の高いものの組み合わせの結果を提示した。一方で「価格」や「燃費」のような類似度が低い単語同士の組み合わせで分析を行った場合は、組み合わせは単純なベクトルの加算によって行われ加算したベクトルに類似度の高い単語を抽出するために、上位の単語の構造がほぼ変化し分析結果で提示したものと同様の分析は困難であった。これらの課題を解決するためにも、本研究で用いたデータと異なる分野を対象とした多様なデータでも同様の分析を行うことで、本手法のさらなる精緻化を図りたい。

今後の応用方法としては、例えば QFD(Quality Function Development)への適用が可能であろう。QFD は赤尾洋二[5]によって提案された手法で、顧客要求と機能の対応づけを行い体系化することにより顧客に満足が得られる設計品質を設定する手法である。新商品開発における価値設計など[6]にも広く用いられている。本研究における手法によって、品質特性としての機能から要求特性としての顧客の要求が抽出可能である。「走行性能」という機能から、「パワフルに走る」「加速が滑らか」というような具体的な要求を抽出することができる。日々更新されていくレビューから分析して抽出した要求を QFD における項目に用いて表すことで、顧客の要求をより適切に取り入れた製品開発が行うことができる。

参考文献

- [1] 田辺愁平, 猿田貴之, 田中豪一, 武田善行, “クラスタ分析を用いた製品評価項目分析法の提案”, プロジェクトマネジメント学会研究発表大会予稿集, pp375-376 (2014)
- [2] 加藤和平, 大島孝範, 二宮崇, “word2vec と深層学習を用いた大規模評判分析”, 言語処理学会第 21 回年次大会発表論文集, pp525-528(2015)
- [3] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg Corrado, Jeffrey Dean, “Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality,” arxiv preprint arxiv:1310.4546 (2013)
- [4] Word2Vec, <https://code.google.com/p/word2vec/>
- [5] 赤尾洋二, “品質機能展開について”, オペレーションズ・リサーチ:経営の科学, 26(8), pp429-436(1981)
- [6] 渡邊修, 森初男, 吳宏堯, “統合的設計管理手法の開発と応用(その 5): 多目的トレードオフ設計手法の価値創造設計への拡張”, 設計工学・システム部門講演会講演論文集, 21, pp23-25(2011)