

見守りロボット開発のための機械学習による見守りカメラ製品レビューの要求分析 Requirement Analysis of Home Surveillance Cameras Based on Product Reviews

前田 聡十
Satoshi Maeda

1. はじめに

近年、一人暮らしの高齢者の増加に伴い、遠隔地から対象を見守り、安心や安全を確保することができる見守りカメラ・ロボットの需要が高まっている。そこで本研究では、見守りロボットを研究・開発するうえで、実際の利用者がレビュー内で着目した要素の実態調査を行う。

実態データには、オンラインショッピングサイトの販売製品へのレビューデータを用いる。このデータは、対象となる製品ページ群をスクレイピングすることで収集する。これらにより得られたレビューデータに対して教師なし学習などを用いて、レビュー内で触れられた要素を分析する。これらにより、実際の利用者レビューにおける既存の見守りカメラ製品に対する注目度の高い要素を明らかとする。

2. レビュー分析に関する既存研究

ショッピングサイトに投稿されるレビューデータは、消費者の生の声を収集する貴重な情報資源となる。そのため、レビューからデータマイニングする研究は、利用目的を分析して検索に活かす研究[1]や嗜好を分析して類似品を推薦する研究[2]など、様々な観点から行われている。

本研究では、分析対象を見守りカメラ製品に絞り込み、既存手法を組み合わせながら利用者目線の注目要素を分析することで、今後の見守りカメラ研究に繋がる知見を得る。

3. 本研究におけるレビュー分析工程

今回のレビュー分析は、おおまかに収集と分析からなる。

3.1 レビュー収集工程

本研究で分析対象とした製品は、オンラインショッピングサイト[3]で「見守りカメラ」と検索した結果のうち、上位 300 製品である。これらの製品ページ群から、利用規約とアクセス負荷に注意した上で Web スクレイピングを実施し、計 29,467 件のレビューを収集した。

各レビューは製品、販売店、投稿者、投稿日、評価値、題名、本文から構成される。本研究では、このうちの本文を分析対象とした。この本文を句点や改行、顔文字を基準に分割整理した計 100,037 行のレビュー文章データが今回の分析対象データとなる。

3.2 レビュー分析工程

このように収集されたデータを下記の工程順で分析した。

3.2.1 形態素解析

文章から単語やフレーズを抽出するには、形態素解析 (Morphological Analysis) が一般に用いられる。形態素解析

† 東洋大学理工学部電気電子情報工学科 Department of Electrical, Electronic and Communications Engineering, Faculty of Science and Engineering, Toyo University

は、文章を単語単位に区切り、各単語の表層形から品詞や活用形、活用変化前の原形、発音などの情報が得られる。ここで、文章を区切る細かさとして、長単位や短単位という概念がある。ある程度意味のまとまった長さで区切る長単位を用いることで、各区切りの意味を捉えやすくなる。

本研究では、SudachiPy[4]の長単位区切りモードを利用することで、レビュー文章から特定品詞の単語の原形を抽出した。SudachiPy では、単語の原形パターンとして正規化単語も参照でき、例えば「こども」や「子ども」などの表記ゆれを「子供」に統一できる。今回は、以降の可視化とクラスタ (グループ) に分類する段階で単語数が過剰となることを抑制するために、単語の原形には正規化単語を使用した。図 1 は SudachiPy の長単位区切りモードによる文章の区切り方と特定品詞による抽出結果の例である。

非自立可能な動詞などを除外
長単位: 子ども/を/見守る/ため/に/購入/し/まし/た/。
.....["子供", "見守る", "購入"]
短単位: 子ども/を/見/守る/ため/に/購入/し/まし/た/。
.....["子供", "守る", "購入"]

図 1 長単位区切りと正規化単語を使った抽出例

これにより、レビュー文章データから各行の単語リストを生成した。この単語リストには同一単語が複数回現れる。

3.2.2 単語埋め込み

単語埋め込み (Word Embedding) は単語をベクトルで表現する技術である。教師なし学習を用いたベクトル化を行うことで単語を任意の高次元ベクトル空間にマッピングし、単語同士の意味的な類似性を表現することができる。この単語埋め込みには、Word2Vec[5]や Bert[6]といった手法がある。それぞれの特徴として、Bert は同一単語でも文脈を汲み取って異なるベクトルとなる。逆に、Word2Vec は文脈に関わらず同一単語は同じベクトルとなる。

本研究では、単語数の抑制するために Word2Vec を用いた。Word2Vec により、前項で得た各行の単語リストから単語同士の関係性をベクトル化した結果、2,738 個の単語ベクトル群を得た。この単語ベクトル群には同一単語はない。また、この際に各単語の出現回数も集計した。

3.2.3 次元削減

単語埋め込みで得たベクトルは数百次元といった高次元データである。これを低次元 (可視化であれば 2 次元または 3 次元) まで次元削減 (Dimensionality Reduction) することにより、ベクトル間の関係を人間にも理解しやすい状態に落とし込める。

本研究では、平面上で可視化するために各単語ベクトルを 2 次元まで削減した。次元削減手法には UMAP[7]を用いた。図 2(a) に UMAP による次元削減後の各単語ベクトル (正確にはその終点) を示す。

仮に、この段階で想定通り「単語埋め込みでの意味的な類似性のベクトル化」と「次元削減での 2 成分表現」が行われた場合、可視化した各単語ベクトルは意味的に類似し

た単語ベクトル同士が近くにあると考えられる。これが主観的に観測できるデータとして、図 2(a) の一部を拡大して各単語ベクトルの単語を表示した例を図 2(b) に示す。ここまでの結果として、単語同士の類似性が 2 次元空間内で表現されている様子が観測できる。

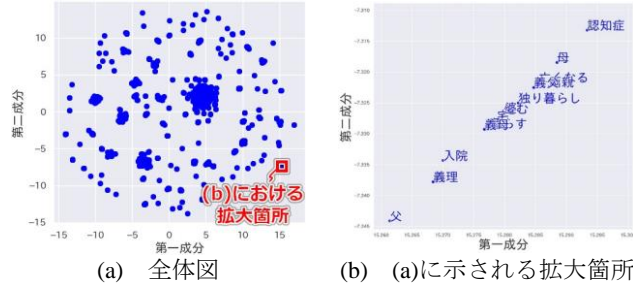


図 2 UMAP による次元削減後の各単語ベクトル

3.2.4 クラスタリング

得られた 2 次元ベクトル群をクラスタリングする。手法には教師なし機械学習に分類される k -means クラスタリング[8]を用いた。 k -means は各要素をクラスタ重心と重心からの分散を用いて指定された k 個のクラスタに分類する。このとき、分散を元に二乗和誤差 (SSE) を集計する。

本研究では、クラスタ数 k の決定方針は SSE を用いるエルボー法をベースとした[9]。 k を 1 ずつ増やしながら k -means を行い、SSE の変動量が 1% 以内ならば十分分割されたとして、そのときの k を出力クラスタ数とした。これにより、各単語ベクトルは 35 クラスタに分類された。また、各クラスタに属する単語の出現回数を用いて各クラスタの出現回数を集計し、その最大出現回数を 1 として各クラスタに出現回数による色付けを行った。その結果を図 3 に示す。なお、出現回数集計では「購入」のような大半のレビューに現れた単語は出現比率が大きく偏るため除外した。

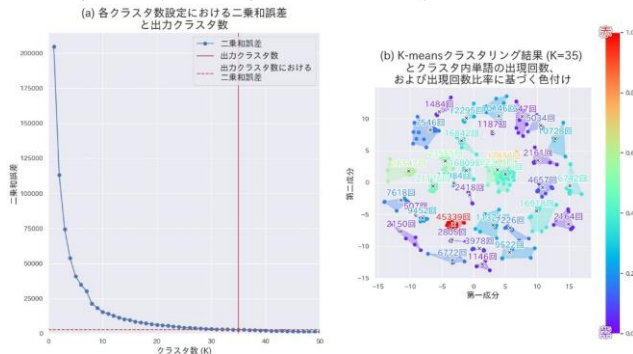


図 3 各二乗和誤差とクラスタリング結果

4. レビュー分析結果と考察

クラスタリング結果から、各グループを出現回数の降順に、また各グループ要素も出現回数の降順に並べ、上位ほど反応が多いデータとして整理した。この分析結果の一部を表 1 に示す。現状では、図 2(b) で示した類似単語群は同一グループ (グループ ID: 27) 内に正しく分類されているが、図 3 でも見られる通り、少し離れた単語群も同一グループに分類される結果となった。

各グループを観察すると、グループ 1 はトラブル解決などのサポート面、グループ 3 は耐久性、グループ 4 は画質や暗視、通話等の機能性、グループ 6 は設置場所、グルー

プ 7 と 8 は設定面といった分類内容となった。また、グループ 2 のような分類に悩む雑多な要素のグループもあった。

見守り対象としては、介護対象といった両親 (グループ 27) よりも、ペットや子供 (どちらもグループ 10) が多かった。この要因として、昨今では老々介護問題が進行しており、介護側が電子機器の導入に至りづらいことが予想される。また、グループ 1 であるサポート面も、設定トラブルが根幹にある。この点からも、今回の実態調査の結論として、介護問題における利用者目線では、機能の豊富さよりも初期設定の簡潔さや運用操作の容易さが重要である。

表 1 製品レビューの各要素の分類と集計結果

グループ ID	出現回数	単語 (出現回数降順で記載)
1	45339	こと, 安心, 気, 早い, 事, 入る, 助かる, 時間, 動く, 心配, …
2	32837	見守る, 残念, 勝手, 分, 本当, 割, 自宅, 旨い, 動画, 外, …
3	26547	使用, 通り, 十分, 動作, 必要, 本体, 耐久性, 年, 感じる, …
...		
27	2418	プレゼント, 母, 独り暮らし, 友人, 両親, テープ, 父, 暮らす, …
...		

5. おわりに

本研究では、単語埋め込みで各単語の出現回数を集計した段階で、すでに利用者の反応が多い要素をある程度確認できた。このため、分析では可視化に重点を置いて手法やパラメータを選択したが、クラスタリング結果では一部グループに雑多な要素が確認された。可視化よりも分類に重点を置く場合、単語区切りの工夫や他の単語埋め込み手法、多次元空間内でのクラスタリングを用いることで、要求点の分類や分布をより正確に分析できる可能性がある。

また、複雑な技術や機能であっても、容易に利用可能なモジュールにまで落とし込み、専門性がなくとも実用可能な機能にすることを念頭に置く必要がある。

参考文献

- [1] 村本 直樹, 湯本 高行, 大島 裕明, “商品の利用目的の特徴表現と検索への応用”, 情報処理学会, 関西支部 支部大会, G-19 (2019).
- [2] 市村 哲, “ロコミ解析と好み診断により手早く旅行先を推薦するサービス”, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2033 論文集, pp.84-91 (2020).
- [3] LINE ヤフー株式会社, “Yahoo!ショッピング”, <https://shopping.yahoo.co.jp/> (参照日 2024-06).
- [4] K. Takaoka, S. Hisamoto, N. Kawahara, M. Sakamoto, Y. Uchida, and Y. Matsumoto “Sudachi: a Japanese tokenizer for business”, Proceedings of the Eleventh International Conference on Language Resources and Evaluation (2018).
- [5] T. Mikolov, K. Chen, G. Corrado, J. Dean, “Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space”, arXiv:1301.3781 (2013).
- [6] J. Devlin, M. W. Chang, K. Lee, K. Toutanova, “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding”, arXiv:1810.04805 (2018).
- [7] L. McInnes, J. Healy, J. Melville, “UMAP: Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction”, arXiv:1802.03426 (2018).
- [8] J. MacQueen, “Some methods for classification and analysis of multivariate observations”, Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Vol.1, pp.281–297 (1967).
- [9] E. Schubert, “Stop using the elbow criterion for k-means and how to choose the number of clusters instead”, arXiv:2212.12189 (2022).