

期待効用に基づく損失回避発言の抽出に関する一考察

A study on the extraction of loss aversion utterances based on the expected utility

鈴木信雄^{*1}
Nobuo SUZUKI

津田和彦^{*2}
Kazuhiko TSUDA

^{*1} 株式会社 KDDI 研究所
KDDI R&D Laboratories Inc.

^{*2} 筑波大学 大学院
University of Tsukuba

Many studies of the human behavior understanding are forwarding using sensors and huge data on the Internet in recent years. On the other hand, the research of the behavioral changing is also preceded continuously. This makes users to change their behavior and realize better society which is represented by prohibition of smoking and route guidance of car navigation. This research aims to construct the model of the behavior changing by a computer. It examines the technique of extracting the knowledge about behavior changing from the question answering sites on the Internet in which user's problems and will appear easily. Specifically, classification extraction of the utterance expressing loss aversion is carried out from a series of question answering text sentences. The loss aversion means man strongly tendency to select to avoid a loss rather than a profit. Therefore, it is possible to build a system which presents users a series of actions of maximizing a profit by investigating what kind of loss aversion actions man performs. This paper shows examples of loss aversion utterances in question answering text sentences and tries to classify loss aversion utterances on the basis of the expected utility index that is computed from the text sentences.

1. はじめに

最近、センサやインターネット上の大量のデータを使った人間の行動把握に関する研究が多く行われている。一方、禁煙やカーナビのルート案内などに代表されるような、利用者の行動を変化させて、より良い社会を目指そうとする行動変容の研究も継続して行われている[水野 2011] [Miltenberger 2011]。本研究では、コンピュータによる行動変容手法の構築を目的として、その準備段階として、インターネット上のテキスト資源から行動変容に関する知識を抽出する手法を検討している。人間の行動変容に関する研究分野としては、行動経済学が知られている。行動経済学では、ヒューリスティクス、割引効用理論、期待効用理論、プロスペクト理論などが研究されている。この中でも期待効用理論やプロスペクト理論は、不確実性下の人間の選択傾向をよく表現しており、損失を回避する時のリスクの考え方を示している。例えば、人間は利得を得ることよりも損失を回避するような行動を選択する傾向が強いというものである。そのため、このような損失回避の発言を収集し、その傾向を分析することで、損失回避行動をもとにした行動変容モデルの構築が期待できる。例えば、選択肢における人間の損失回避行動を予測し、正しい利得最大化の選択肢を提示するようなシステムなどが考えられる。

本稿では、このような損失回避を表している発言文を自動的に収集するために、利用者の問題点や意志が現れやすいインターネット上の質問応答サイトにおける一連の質問応答テキスト文から、損失回避を表現している発言を抽出する手法を提案する。まず、質問応答テキスト文における損失回避発言の実例を示し、次に、テキスト文から算出する期待効用の指標である期待効用スコアについて説明する。続いて、このスコアを基準に損失回避の発言を抽出する手法について述べ、最後に、評価実験の内容を説明する。評価の結果、82.4%の性能で損失回避発言が抽出できることを示す。

2. 質問応答サイトにおける損失回避発言

近年、様々な問題を相互に解決する手段として、質問応答サイトが頻りに利用されている。このようなサイトは、“Yahoo!知恵袋”などの個人の問題を扱うものから、“au Q&A プラス”のように特定の企業に特化したものなど広く活用されている。質問応答サイトでは、質問者が明示的に疑問を提示し、回答者がその疑問に回答するという形式を取るため、人間の不満や要求などの意志が明示的に表現されやすいという性質を持つ。そのため、本研究にて抽出しようとする損失回避の発言についても、比較的多くの発言が出現すると考えられる。表 1 に、損失回避と見受けられる実際の発言例を示す。1 つ目の発言では、携帯電話に入っている MicroSD カードを再び利用できなくなるという損失を回避するために、再度 MicroSD カードを入れ直すという行動を勧めている。2 つ目の発言では、携帯電話の電源が落ちてしまうという損失を回避するために、データフォルダの容量を削減する行動を勧めている。このような発言を、本稿では「損失回避発言」と呼ぶ。

表 1 質問応答サイトにおける損失回避発言の例

質問	回答	説明
リスモで音楽を聞いている時や、データフォルダをいじっている時に「microSD カード アクセスエラー」と表示されるんですが、これは何が原因なんですか？	もし、データが壊れてしまっている場合は、修復する事はできませんので再度入れなおすしかありません。	利用再開できないという損失を回避するために、再度入れなおす。
最近、突然画面が真っ暗になりキー操作がまったくできなくなります。しばらくすると起動時と同じ画面にもどります。他のW41CAユーザーの方はいかがですか？	データフォルダは多くても 70%くらいに落としましょう。	電源落ちの損失を回避するために、データフォルダの容量を削減する。

連絡先: 鈴木信雄, (株)KDDI 研究所, nu-suzuki@kddilabs.jp

3. 期待効用を用いた損失回避発言の抽出

次に、前項にて示した損失回避発言を他の発言より分離抽出する手法について説明する。まず、損失回避発言の質問と応答に関する関係構造に着目し、そこから定義される損失回避発言を示す指標について提案する。次に、その指標を使った損失回避発言の抽出手法について述べる。

3.1 n-gram によるトラブル文確率と期待値

損失回避発言は、意思決定を伴うことが多いので、基本的に質問文ではなく回答文の中に出現する。その際、質問文の中で何らかのトラブルが指摘され、その問題解決策の話題の中に損失回避の表現が現れる傾向がある。本稿では、このトラブルが含まれている文を「トラブル文」と呼ぶ。そのため、本手法では、まずトラブル文を示す確率を算出する。具体的には、トラブル文の学習用コーパスとトラブルを表現する単語列辞書を用意する。トラブルを表現する単語列辞書の例を表 2 に示す。この辞書を「トラブル文辞書」と呼ぶ。これは、あらかじめ収集した損失回避発言の中から特徴的と思われる表現を抽出したものである。次に、単語列辞書に登録されている単語の形態素との接続形態素を参照することにより n-gram モデルを構築する。このモデルを「トラブル文 n-gram モデル」と呼び、今回は、bi-gram を使う。この bi-gram では、トラブル文辞書に登録されている単語列の前後に接続された 2 つの形態素を接続の対象とする。このようにして求めたトラブル文 n-gram モデルにおいては、各形態素列に対する接続確率を求めることができる。この確率を「トラブル文確率」と呼ぶ。ここで、トラブル文が複数存在する場合には、トラブル文確率の平均をとることとする。

表 2 トラブル文辞書(一部)

ナクナリナス
ワカリマセン
デキマセン
テシマイマンシタ
テタマリマセン

※ “/”は形態素の区切り

次に、回答文における損失回避発言に特徴的に現れる不確実性を表現する単語列を使い、期待値を算出する。具体的には、「危険です」、「コストがかかる」などのネガティブ表現と「だろう」、「ようだ」などの不確実性を表す単語列の頻度を期待値として用いることとする。対象とするネガティブ表現と不確実性表現の例を表 3 に示す。このような表現は、トラブルに対する損失回避の期待がどのくらい不確実なものであるかを表していると考えられる。このような単語列の集合を「不確実性辞書」と呼ぶ。

表 3 不確実性辞書(一部)

オススメシマス
カノウ/セイ/ガ/アリマス
キケン/デス
コスト/ガ/カカル
サゲ/タ/カッタ

3.2 損失回避発言の抽出

以上の期待値 W とトラブル文確率 P を用いて、期待効用スコア S を式(1)のように定義する。本手法では、各スレッドにおけ

るこの期待効用スコア S が閾値 C を超えた発言を損失回避発言として、この発言を含むスレッドを抽出する。

$$S(x_i) = \sum W(x_{ij}) \times \frac{\sum P(x_{ik})}{N} > C \quad \dots (1)$$

4. 評価

これまで述べた手法を使って損失回避発言の抽出実験を行った。まず、学習用として、質問応答サイトから損失回避発言を含む 1,014 発言を収集した。これをもとに、不確実性単語辞書とトラブル文 n-gram モデルを作成した。ここで、形態素解析ツールには茶筌[松本 2000]を使用した。その結果、トラブル文における接続確率は表 4 のように求められ、不確実性辞書に登録された単語列は 45 個となった。

表 4 評価セットにおける接続確率(一部)

単語列	接続確率
デキ+ナクナリナス	0.954
ナクナリナス+ネ	0.090
ハ+ワカリマセン	0.384
ワカリマセン+ガ	0.384
キタイ+デキマセン	0.028

次に、学習用とは別に評価用として、損失回避発言の存在は考慮せずに 108 スレッド(3,190 文)を質問応答サイトから収集した。このデータを使って、スレッド毎に期待値とトラブル文確率を算出した。また、損失回避発言であるかどうかを判断する期待効用スコアの閾値 C を 0.3 とした。さらに、本手法で抽出した損失回避発言と人手で判断したものとを比較し、性能を評価した。その結果、108 スレッド中、本方式が損失回避発言に該当としたスレッドが 17 個、該当しないと判断したスレッドが 72 個となり、精度は 82.4%となった。

5. おわりに

本稿では、人間の行動変容を促すシステムを検討することを目的に、質問応答サイトから損失回避を示す発言を抽出する手法について提案した。本手法では、損失回避発言が現れるときには、質問時にトラブルを表わす文が出現することを利用すると共に、回答文における不確実性にもとづく期待値を使って実現している。今後は、学習データを増やすことで抽出精度を向上させると共に、閾値の変化による FAR/FRR の検討を行う予定である。さらに、本手法を用いて損失回避発言の収集を進め、最大利得を得られるような行動変容を促すシステムの検討を進める。

参考文献

- [水野 2011] 水野誠: 選考形成と行動誘導, 人工知能学会第 25 回全国大会予稿集 3A2-OS11b-7, 2011.
- [Miltenberger 2011] Raymond G. Miltenberger: Behavior Modification: Principles and Procedures, Wadsworth Pub, 2011.
- [松本 2000] 松本裕治: 形態素解析システム茶筌, 情報処理, Vol.41, No.11, 2000.