

1. はじめに

■ レビュー有用性判定の必要性



■ レビュー有用性判定のメリット

購買意思決定の補助[1], 閲覧時間の減少[2]

■ 有用性の影響要因[3]

話題の豊富さを表す**網羅性**と話題の詳細さを表す**緻密性**が重要
→有用性の判定に役に立つ

■ 楽天トラベルの現状

ユーザがレビューの有用性に対して投票機能が存在
→投票機能の利用者が少ないのため**タイムラグが発生**
→**自動で有用性を判定する必要がある**

■ 研究目的

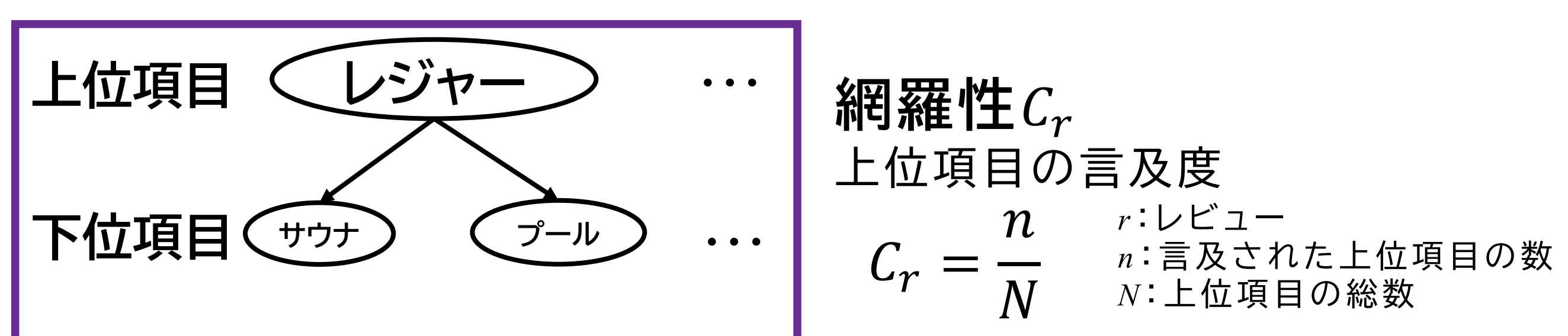
網羅性と緻密性を用いた有用性を判定する手法を提案

[1] 斎藤 嘉一, (2020), レビュー有用性の影響要因, マーケティングジャーナル, Vol. 40, No. 4, pp. 33-43.
[2] S.Saunya, J.P.Singh, A. M. Baabdullah, N. P. Rana, and Y. K. Dwivedi, (2018), Ranking online consumer reviews, Electronic Commerce Research and Applications, Vol. 29, pp. 78-89.
[3] 田中成典, 北野光一, 寺口敏生, 今城彰子, 柳田尚明, (2011), 広告の特徴に基づくクオコミの分類に関する研究, 情報処理学会論文誌データベース, Vol. 4, No. 3, pp. 22-32.

2. 関連研究

■ レビューの評価観点をを用いた有用性判定[4]

欧州のホテル評価基準に基づきレビューの**網羅性**と**緻密性**を算出し, レビューの有用性を予測



■ 緻密性の計算例

「プールが綺麗だった。」

プールはレジャーの下位項目
レジャーの緻密性 = 1
レジャー以外の上位項目の緻密性 = 0

- 緻密性の計算方法は**下位項目の数を反映不可**
- 欧州の評価項目は**楽天トラベルは適用不可**
→日本国内や楽天トラベルの評価基準には**下位項目が存在しない**

[4] T.Kambara, S.Okamoto, Y.Teramoto, K.Kusu, & K.Hatano, (2018), Evaluating usefulness of reviews based on evaluation standpoints of consumers. *Proceedings of the 10th International Conference on Management of Digital EcoSystems*, pp. 110-117.

3. 提案手法

■ 提案手法

楽天トラベルレビューデータにおける**下位項目の作成手法を提案し, それらの階層構造を持つ評価項目を用いた緻密性の計算方法を提案**

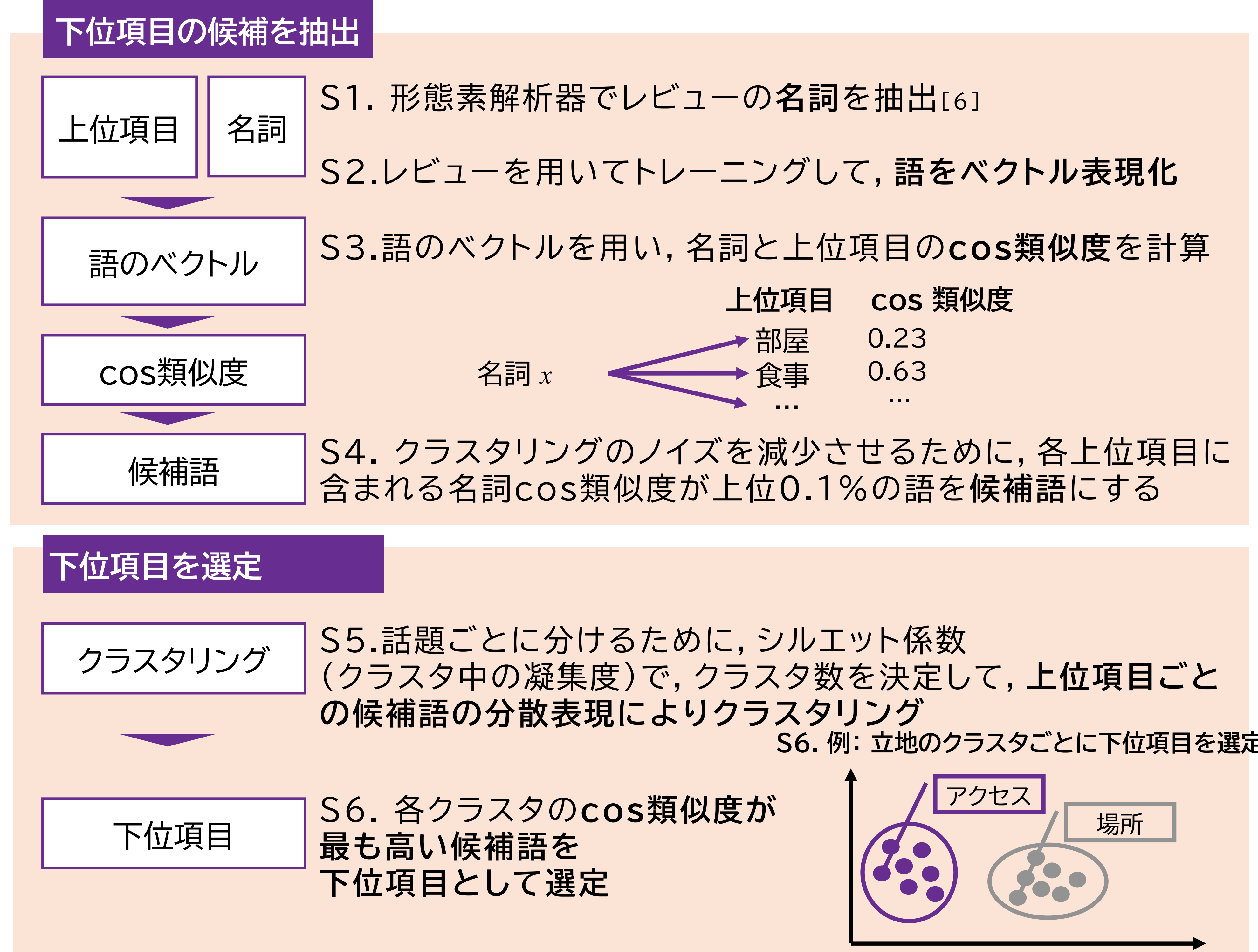
■ 上位項目

楽天トラベルサイトの六つの評価項目を使用

部屋	食事	風呂	設備 アメニティ	サービス	立地
----	----	----	-------------	------	----

■ 下位項目

Tseng et al.[5]の上位概念語の抽出の考え方を参考にし, 上位項目ごとの**下位項目**を抽出



■ 作成した評価項目を用いた緻密性の計算

上位項目ごとの緻密性 = 述べられた下位項目の出現頻度の合計

$$D_i = \sum_{j=1}^n lower_i^j$$

D_i : 上位項目ごとの緻密性, $i = 1, \dots, 6$
 $lower_i^j$: 上位項目 i における下位項目 j の出現頻度;
 $j = 1, \dots$, 上位項目に属する下位項目の数

[5] Y. Tseng, C. Lin, H. Chen, and Y. Lin., (2006), "Toward Generic Title Generation for Clustered Documents", *Information Retrieval Technology, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg*, pp. 146-157.
[6] 別所雅秀, 湯本高行, 新医学, 佐藤邦弘., (2013), 商品レビューの網羅性と支持度の関係の分析, *研究報告データベースシステム (DBS)*, Vol. 2013-DBS-158, No. 19, pp. 1-6.

4. 評価実験

■ 評価実験の目的

- 緻密性の計算方法の有用性を評価

■ 使用したデータ[4]

- 楽天トラベルレビューデータから450件のレビューを無作為抽出
- 15人の評価者が各レビューに対して参考になるか, ならないかを投票した数が付与

■ 評価実験の設定[4]

- Mecab [7]で名詞を抽出
- word2vec [8]で語をベクトル表現化
- K-means++ [9]で名詞をクラスタリングし, 下位項目を作成

4. 網羅性と緻密性の計算

- 1レビューに含まれる名詞と上位・下位項目のcos類似度を算出し, そのレビューに対してcos類似度がある閾値以上の上位・下位項目を付与
- 各レビューの付与された上位・下位項目のもとに網羅性と緻密性を計算

5. 有用性の判定モデル 多項ロジスティック回帰

- 目的変数 レビューの「参考になった」数
- 説明変数 レビューの網羅性と緻密性

6. 評価指標 Root Means Square Error (RMSE)

- 目的変数は離散変数のため, RMSEを使用
- RMSE は予測値と実測値の誤差で, 小さい方が良い有用性判定モデル

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (a_i - b_i)^2}{N}}$$

a_i : 実測値
 b_i : 予測値

■ 実験結果

評価指標	関連研究	Baseline	提案手法
RMSE	4.13	4.01	3.22

Baseline 網羅性のみを考慮したモデル
提案手法 網羅性と緻密性を考慮したモデル

■ 考察

- 欧州の評価項目を用いる場合にレビューごとに言及された項目が少ないのため, 緻密性の式は数を考慮しなかった
- 一方, 逆に楽天トラベルレビューでは今回作成した下位項目に対する言及された数が多かったため, 今回の提案手法が有効になった**

[4] T.Kambara, S.Okamoto, Y.Teramoto, K.Kusu, & K.Hatano, (2018), Evaluating usefulness of reviews based on evaluation standpoints of consumers. *Proceedings of the 10th International Conference on Management of Digital EcoSystems*, pp. 110-117.
[7] T.Kudo, K.Yamamoto and Y.Matsumoto., (2004), Applying Conditional Random Fields to Japanese Morphological Analysis. *Proceedings of the 2004 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Association for Computational Linguistics, pp.230-237.
[8] T. Mikolov, K. Chen, G. Corrado, and J. Dean., (2013) "Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space", *ICLR*.
[9] D. Arthur and S. Vassilvitskii., (2007), K-means++: the advantages of careful seeding. In *Proceedings of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms (SODA '07)*. Society for Industrial and Applied Mathematics, pp. 1027-1035.

5. おわりに

■ まとめ

- ✓ 緻密性の計算に**下位項目の数を考慮することが有効と判明**
- ✓ **既存の下位項目が存在しなくても精度が良い有用性判定できた**

■ 今後の課題

- 網羅性と緻密性以外の特徴量を考慮
- 下位項目の作成方法及びレビュー内で項目の判定の手法を改良